

Вінницький національний технічний університет
Міністерство освіти і науки України

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

ЗАТХЕЙ МАКСИМ ВІКТОРОВИЧ

УДК [621.311.24:621.351](043.5)

ДИСЕРТАЦІЯ
МЕТОДИ ОПТИМІЗАЦІЇ ФУНКЦІОНУВАННЯ
ФОТОЕЛЕКТРИЧНИХ СТАНЦІЙ З УСТАНОВКАМИ
НАКОПИЧЕННЯ ЕНЕРГІЇ В УМОВАХ ЕНЕРГЕТИЧНОГО РИНКУ
за спеціальністю 141 Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка
в галузі знань 14 «Електрична інженерія»

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії.

Дисертація містить результати власних досліджень.

Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на
відповідне джерело_____ М. В. Затхей

Науковий керівник Кулик Володимир Володимирович,
доктор технічних наук, доцент.

Вінниця – 2026

АНОТАЦІЯ

Затхей М. В. Методи оптимізації функціонування фотоелектричних станцій з установками накопичення енергії в умовах енергетичного ринку. - Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 141 «Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка» в галузі знань 14 «Електрична інженерія». - Вінницький національний технічний університет, Вінниця, 2026.

Сучасний етап розвитку електроенергетики характеризується суттєвим зростанням частки відновлюваних джерел енергії, активним впровадженням розподіленого генерування, розвитком ринкових механізмів торгівлі електроенергією та поширенням систем накопичення електричної енергії. Особливе місце в цьому процесі займають фотоелектричні станції, які завдяки модульності, відносно коротким строкам будівництва та можливості розміщення поблизу центрів споживання стали одним із найбільш динамічних напрямів розвитку відновлюваної енергетики. Водночас збільшення встановленої потужності сонячного генерування супроводжується низкою технічних, режимних та економічних викликів, пов'язаних із мінливим характером виробітку електроенергії, залежністю від метеорологічних умов, складністю точного прогнозування та необхідністю дотримання заявлених графіків відпуску електроенергії на ринку.

Для електроенергетичної системи України ці питання мають особливу актуальність, оскільки її функціонування відбувається в умовах пошкодження енергетичної інфраструктури, дефіциту маневрових і резервних потужностей, підвищених вимог до стійкості електропостачання та необхідності забезпечення надійної роботи енергосистеми в умовах зростання частки відновлюваних джерел енергії. У таких умовах фотоелектричні станції вже не можуть розглядатися лише як пасивні джерела електроенергії з пріоритетним відпуском у мережу. Вони поступово набувають ознак активних елементів

енергетичного комплексу, робота яких має бути узгоджена з прогнозними, ринковими та балансуючими процедурами.

Зростання частки сонячного генерування змінює характер формування добового балансу електроенергії. Генерування фотоелектричних станцій має виражену залежність від сонячної інсоляції, температури навколишнього середовища, хмарності та інших метеорологічних чинників. Через це фактичний виробіток ФЕС може істотно відхилятися від попередньо заявленого графіка. Такі відхилення формують небаланси, які в умовах функціонування ринку електроенергії мають не лише технічне, а й фінансове значення. Для виробника електроенергії з відновлюваних джерел похибка прогнозу безпосередньо трансформується у витрати або втрату потенційного доходу, а для електроенергетичної системи — у зростання потреби в балансуючих діях.

У дисертаційній роботі досліджено питання підвищення ефективності функціонування енергетичного комплексу на базі фотоелектричної станції та акумуляторної системи накопичення енергії шляхом удосконалення моделей прогнозування генерування ФЕС, прогнозування цін ринку «на добу наперед» та алгоритмів керування установок зберігання електроенергії (УЗЕ). Основна увага приділена узгодженню технічних характеристик сонячного генерування і накопичувача з економічними сигналами ринку електроенергії, зокрема з цінами РДН, вартістю небалансів та можливістю формування оптимальної ринкової заявки.

У роботі проведено аналіз сучасного стану та потреб розвитку розподіленого генерування з відновлюваних джерел енергії в Україні. Показано, що в умовах підвищеної вразливості централізованої енергетичної інфраструктури розподілені джерела генерування, зокрема фотоелектричні станції, можуть відігравати важливу роль у підвищенні стійкості електропостачання, зменшенні навантаження на магістральні мережі та формуванні більш гнучких локальних енергетичних рішень. Водночас

обґрунтовано, що ефективна інтеграція ФЕС у ринок електроенергії потребує не лише збільшення встановленої потужності, а й розвитку інструментів прогнозування, оптимізації графіків відпуску електроенергії та застосування систем накопичення.

У межах огляду існуючих досліджень розглянуто основні групи методів прогнозування генерування фотоелектричних станцій. Проаналізовано детерміновані, статистичні, машинні, ансамблеві, ймовірнісні, просторово-часові, гібридні та декомпозиційні підходи. Показано, що класичні статистичні моделі можуть бути корисними для опису базових закономірностей, однак їхня ефективність знижується за умов різких змін метеорологічної ситуації. Методи машинного навчання, зокрема Random Forest, XGBoost та LightGBM, мають вищу здатність до опису нелінійних залежностей між метеорологічними параметрами та вихідною потужністю ФЕС. Особливу увагу приділено ансамблевим моделям, які дозволяють поєднати переваги кількох алгоритмів і підвищити стійкість прогнозування в умовах нестабільної інсоляції.

Окремий напрям дослідження становить імовірнісне прогнозування та оцінка невизначеності прогнозу. У роботі обґрунтовано, що для учасника ринку електроенергії важливим є не лише точковий прогноз генерування, а й розуміння можливого діапазону відхилень. Це особливо актуально для формування номінації на ринку «на добу наперед», де вибір планового графіка повинен враховувати не тільки очікуване значення виробітку, а й асиметрію фінансових наслідків позитивних і негативних небалансів. У зв'язку з цим у дисертації розглянуто квантильний підхід до формування ринкової заявки, який дозволяє враховувати невизначеність прогнозу та адаптувати номінацію до економічних умов врегулювання небалансів.

У дисертаційній роботі також розглянуто задачу прогнозування цін на ринку «на добу наперед». Показано, що ціни РДН мають нелінійний і нестационарний характер, оскільки залежать від попиту, структури

генерування, доступності мережевих перетинів, погодних умов, обмежень електричної мережі та поведінки учасників ринку. Для задачі керування УЗЕ прогнозування цін має принципове значення, оскільки саме очікуваний ціновий профіль визначає доцільність заряду або розряду накопичувача в певні години доби. У роботі обґрунтовано застосування декомпозиційного підходу на основі сингулярного спектрального аналізу та LSTM-моделі для прогнозування компонент цінового ряду.

У межах математичного моделювання сформовано модель прогнозування генерування фотоелектричної станції, яка включає підготовку та фільтрацію навчальної вибірки, побудову базової моделі Random Forest, формування ансамблевої моделі RF + XGBoost + LightGBM, згладжування прогнозу фільтром Савіцького-Голея та оцінку невизначеності за допомогою квантильного підходу. Така структура дозволяє поєднати переваги окремих алгоритмів машинного навчання, зменшити вплив випадкових коливань і сформувати більш надійну основу для подальшого прийняття ринкових рішень.

Для прогнозування цін РДН у роботі розроблено математичну модель, що передбачає конструювання вхідних ознак, відбір найбільш інформативних параметрів на основі коефіцієнта кореляції Пірсона, нормалізацію даних, декомпозицію цінового ряду методом SSA, навчання LSTM-моделей для окремих компонент та корекцію накопиченої похибки при рекурентному прогнозуванні. Такий підхід дозволяє враховувати як загальні трендові закономірності цінового ряду, так і його високочастотні коливання, що є важливим для формування арбітражних стратегій роботи УЗЕ.

Значну увагу в дисертації приділено математичному опису акумуляторної системи накопичення енергії. Розглянуто фізичну модель УЗЕ, обмеження щодо потужності заряду й розряду, ємності, стану заряду, коефіцієнтів корисної дії, а також моделі небалансів і ринкових розрахунків. Запропоновано враховувати не лише миттєвий економічний ефект від

використання накопичувача, а й еквівалентну деградацію батареї, що дозволяє оцінити довгострокову доцільність різних режимів експлуатації. Такий підхід є важливим, оскільки агресивне циклування УЗЕ може забезпечувати короткострокову вигоду, але водночас пришвидшувати зношування акумуляторної системи.

У роботі досліджено дві основні стратегії керування УЗЕ. Перша стратегія орієнтована на арбітраж на ринку «на добу наперед» і передбачає заряд накопичувача в години нижчих цін та розряд у години вищих цін. Друга стратегія спрямована на балансування генерування ФЕС і передбачає використання УЗЕ для зменшення відхилень між фактичним і заявленим графіком виробітку електроенергії. Порівняння цих стратегій дозволяє визначити умови, за яких доцільніше використовувати накопичувач для отримання доходу від цінового спреда, а за яких — для зменшення витрат на небаланси.

На основі сформованих математичних моделей розроблено алгоритми прогнозування генерування ФЕС, прогнозування цін РДН та керування УЗЕ. Алгоритм прогнозування генерування включає попередню обробку даних, формування оптимальної навчальної вибірки, навчання ансамблевої моделі, побудову квантильного прогнозу та вибір оптимального квантиля для номінації на РДН. Алгоритм прогнозування цін передбачає конструювання ознак, відбір інформативних параметрів, SSA-декомпозицію, навчання LSTM-моделей і корекцію прогнозової похибки. Алгоритми керування УЗЕ охоплюють реалізацію арбітражної та балансуєчої стратегій, вибір між ними, контроль стану заряду та резервування частини ємності накопичувача для забезпечення технічної гнучкості.

Особливістю дисертаційної роботи є формування інтегрованого алгоритму прийняття рішень для оператора комплексу ФЕС+УЗЕ. У межах такого алгоритму прогноз генерування, прогноз цін, оцінка небалансів, фізичні обмеження накопичувача та ринкові умови розглядаються не окремо,

а як взаємопов'язані елементи єдиного процесу. Це дозволяє перейти від ізольованого прогнозування до практично орієнтованої процедури формування ринкової заявки, у якій враховуються як очікуваний виробіток ФЕС, так і можливості УЗЕ щодо корекції графіка відпуску електроенергії.

Практична частина дисертаційної роботи присвячена числовому моделюванню та верифікації запропонованих методів. Дослідження виконано на основі даних енергетичного комплексу, що включає фотоелектричну станцію та акумуляторну систему накопичення енергії. У роботі розглянуто структуру та якість вхідних даних, статистичні характеристики ринкових даних, результати прогнозування генерування ФЕС, результати прогнозування цін РДН, а також ефективність роботи УЗЕ за різними стратегіями. Отримані результати дозволяють оцінити прикладну придатність запропонованих моделей для задач ринкового планування та балансування генерування.

Результати прогнозування генерування ФЕС показали доцільність використання ансамблевої моделі, яка поєднує алгоритми Random Forest, XGBoost та LightGBM. Такий підхід забезпечує більш стійке відтворення залежностей між метеорологічними параметрами та фактичним виробітком електроенергії порівняно з окремими базовими моделями. Застосування згладжування прогнозу та квантильного підходу дозволяє додатково враховувати невизначеність і формувати номінацію з урахуванням економічних ризиків небалансів.

Результати прогнозування цін РДН підтвердили доцільність використання SSA-декомпозиції в поєднанні з LSTM-моделями. Декомпозиція цінового ряду дозволяє виокремити складові з різними частотними характеристиками, а рекурентна нейронна мережа забезпечує врахування часових залежностей. Додаткова корекція накопиченої похибки підвищує практичну придатність прогнозу для задач керування УЗЕ, оскільки

навіть незначні помилки у прогнозі цін можуть впливати на вибір годин заряду та розряду накопичувача.

Порівняльний аналіз стратегій роботи УЗЕ показав, що арбітражна стратегія та стратегія балансування мають різну ефективність залежно від ринкових умов, профілю генерування ФЕС, величини прогнозованої похибки та цінових співвідношень на ринку електроенергії. Арбітраж на РДН є доцільним за наявності достатнього цінового спреда між годинами доби, тоді як балансуєча стратегія набуває переваг у випадках значних відхилень фактичного генерування від заявленого графіка та високої вартості небалансів. Урахування деградації УЗЕ дозволяє уникати режимів, які формально можуть бути прибутковими у короткостроковому періоді, але є небажаними з погляду ресурсу акумуляторної системи.

Проведені дослідження підтвердили, що ефективне керування енергетичним комплексом ФЕС+УЗЕ потребує одночасного врахування прогнозу генерування, прогнозу ринкових цін, фізичних обмежень накопичувача, стану заряду, втрат енергії, небалансів та деградації батареї. Саме поєднання цих складових дозволяє сформувати обґрунтовану ринкову заявку та підвищити економічну ефективність участі комплексу на ринку електроенергії.

Наукове значення дисертаційної роботи полягає в удосконаленні моделей і алгоритмів прогнозування генерування фотоелектричних станцій, прогнозування цін ринку «на добу наперед» та керування акумуляторними системами накопичення енергії. Запропонований підхід дозволяє розглядати ФЕС і УЗЕ як єдиний керований енергетичний комплекс, здатний адаптуватися до прогнозних, технічних і ринкових умов. Практичне значення одержаних результатів полягає у можливості їх використання для планування роботи фотоелектричних станцій з накопичувачами, формування заявок на ринку «на добу наперед», зменшення небалансів, вибору стратегії

використання УЗЕ та підвищення економічної ефективності експлуатації гібридних енергетичних комплексів.

Отримані результати формують науково-методичну основу для подальшого розвитку інтелектуалізованих систем керування відновлюваним генеруванням і накопичувачами енергії в умовах конкурентного ринку електроенергії. Запропоновані математичні моделі, алгоритми прогнозування та стратегії керування можуть бути використані під час проєктування, модернізації та експлуатації енергетичних комплексів на базі фотоелектричних станцій і УЗЕ, а також для розроблення програмного забезпечення підтримки прийняття рішень оператором такого комплексу.

Ключові слова: фотоелектрична станція, сонячне генерування, відновлювані джерела енергії, прогнозування генерування, машинне навчання, Random Forest, XGBoost, LightGBM, ансамблева модель, квантильне прогнозування, ринок «на добу наперед», прогнозування цін, SSA-декомпозиція, LSTM, акумуляторна система накопичення енергії, УЗЕ, небаланси, арбітраж, балансування, стан заряду, деградація батареї, енергетичний комплекс ФЕС+УЗЕ, ринкова заявка, керування накопичувачем енергії.

ABSTRACT

Zatkhei M. V. Methods for Optimizing the Operation of Photovoltaic Power Plants with Energy Storage Systems in Electricity Market Conditions. - Qualification scientific work in the form of a manuscript.

Dissertation for the degree of Doctor of Philosophy in specialty 141 «Electrical power engineering, electrical engineering and electromechanics» in the field of knowledge 14 «Electrical engineering». - Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, 2026.

The current stage of electric power engineering development is characterized by a significant increase in the share of renewable energy sources, active

implementation of distributed generation, development of market-based electricity trading mechanisms, and wider application of electrical energy storage systems. A special role in this process belongs to photovoltaic power plants, which, due to their modularity, relatively short construction time, and possibility of being located close to consumption centers, have become one of the most dynamic areas of renewable energy development. At the same time, the growth of installed solar generation capacity is accompanied by a number of technical, operational, and economic challenges related to the variable nature of electricity production, dependence on meteorological conditions, difficulty of accurate forecasting, and the need to comply with declared electricity supply schedules on the market.

For the Ukrainian power system, these issues are of particular relevance, since its operation takes place under conditions of damaged energy infrastructure, shortage of maneuverable and reserve capacities, increased requirements for the resilience of power supply, and the need to ensure reliable operation of the power system under the growing share of renewable energy sources. Under such conditions, photovoltaic power plants can no longer be considered only as passive sources of electricity with priority dispatch to the grid. They are gradually acquiring the characteristics of active elements of an energy complex, whose operation must be coordinated with forecasting, market, and balancing procedures.

The increasing share of solar generation changes the nature of daily electricity balance formation. The generation of photovoltaic power plants is strongly dependent on solar irradiance, ambient temperature, cloudiness, and other meteorological factors. As a result, the actual output of a PV plant may significantly deviate from the previously declared schedule. Such deviations create imbalances, which, under the conditions of the electricity market, have not only technical but also financial significance. For a renewable electricity producer, a forecasting error directly results in costs or loss of potential income, while for the power system it leads to an increased need for balancing actions.

The dissertation investigates the issue of improving the efficiency of an energy complex based on a photovoltaic power plant and a battery energy storage system by improving models for forecasting PV generation, forecasting day-ahead market prices, and developing BESS control algorithms. The main attention is paid to coordinating the technical characteristics of solar generation and storage with the economic signals of the electricity market, in particular day-ahead market prices, imbalance costs, and the possibility of forming an optimal market bid.

The study analyzes the current state and development needs of distributed generation from renewable energy sources in Ukraine. It is shown that, under conditions of increased vulnerability of centralized energy infrastructure, distributed generation sources, in particular photovoltaic power plants, can play an important role in improving the resilience of electricity supply, reducing the load on transmission networks, and forming more flexible local energy solutions. At the same time, it is substantiated that the effective integration of PV plants into the electricity market requires not only an increase in installed capacity, but also the development of forecasting tools, optimization of electricity supply schedules, and the application of energy storage systems.

As part of the review of existing studies, the main groups of methods for forecasting photovoltaic generation are considered. Deterministic, statistical, machine learning, ensemble, probabilistic, spatio-temporal, hybrid, and decomposition-based approaches are analyzed. It is shown that classical statistical models can be useful for describing basic regularities, but their effectiveness decreases under conditions of sharp changes in meteorological conditions. Machine learning methods, in particular Random Forest, XGBoost, and LightGBM, have a higher ability to describe nonlinear relationships between meteorological parameters and PV output power. Special attention is paid to ensemble models, which make it possible to combine the advantages of several algorithms and improve forecasting robustness under unstable solar irradiance.

A separate research direction is probabilistic forecasting and uncertainty assessment. The dissertation substantiates that for an electricity market participant, not only a point forecast of generation is important, but also an understanding of the possible range of deviations. This is particularly relevant for forming a nomination on the day-ahead market, where the choice of the planned schedule should take into account not only the expected generation value, but also the asymmetry of the financial consequences of positive and negative imbalances. In this regard, the dissertation considers a quantile-based approach to market bid formation, which allows forecast uncertainty to be taken into account and the nomination to be adapted to the economic conditions of imbalance settlement.

The dissertation also considers the task of forecasting day-ahead market prices. It is shown that DAM prices are nonlinear and non-stationary, since they depend on demand, generation mix, availability of network interconnections, weather conditions, grid constraints, and the behavior of market participants. For the task of BESS control, price forecasting is of fundamental importance, since the expected price profile determines the feasibility of charging or discharging the storage system during certain hours of the day. The dissertation substantiates the use of a decomposition-based approach using singular spectrum analysis and an LSTM model for forecasting components of the price series.

Within the framework of mathematical modeling, a model for forecasting photovoltaic generation is developed. It includes preparation and filtering of the training sample, construction of a baseline Random Forest model, formation of an ensemble RF + XGBoost + LightGBM model, forecast smoothing using the Savitzky–Golay filter, and uncertainty assessment using the quantile approach. This structure makes it possible to combine the advantages of individual machine learning algorithms, reduce the influence of random fluctuations, and create a more reliable basis for further market decision-making.

For forecasting DAM prices, the dissertation develops a mathematical model that includes input feature construction, selection of the most informative parameters

based on the Pearson correlation coefficient, data normalization, price series decomposition using SSA, training of LSTM models for individual components, and correction of accumulated error in recursive forecasting. This approach allows both general trend patterns of the price series and its high-frequency fluctuations to be taken into account, which is important for forming BESS arbitrage strategies.

Considerable attention in the dissertation is paid to the mathematical description of the battery energy storage system. The physical BESS model, constraints on charging and discharging power, energy capacity, state of charge, efficiency coefficients, as well as imbalance models and market settlement formulas are considered. It is proposed to take into account not only the immediate economic effect of using the storage system, but also the equivalent degradation of the battery, which makes it possible to assess the long-term feasibility of different operating modes. This approach is important because aggressive BESS cycling may provide short-term benefits while accelerating battery wear.

The dissertation investigates two main BESS control strategies. The first strategy is focused on arbitrage on the day-ahead market and involves charging the storage system during hours of lower prices and discharging it during hours of higher prices. The second strategy is aimed at balancing PV generation and involves using the BESS to reduce deviations between actual and declared electricity output schedules. Comparison of these strategies makes it possible to determine the conditions under which it is more appropriate to use the storage system to gain revenue from price spreads, and under which conditions it is more effective to reduce imbalance costs.

Based on the developed mathematical models, algorithms for PV generation forecasting, DAM price forecasting, and BESS control are proposed. The PV generation forecasting algorithm includes data preprocessing, formation of an optimal training sample, training of an ensemble model, construction of a quantile forecast, and selection of the optimal quantile for DAM nomination. The price forecasting algorithm includes feature construction, selection of informative

parameters, SSA decomposition, training of LSTM models, and correction of forecast error. BESS control algorithms include implementation of arbitrage and balancing strategies, selection between them, state-of-charge control, and reservation of part of the storage capacity to ensure technical flexibility.

A distinctive feature of the dissertation is the formation of an integrated decision-making algorithm for the operator of a PV+BESS complex. Within this algorithm, generation forecasts, price forecasts, imbalance assessment, physical limitations of the storage system, and market conditions are considered not separately, but as interconnected elements of a single process. This makes it possible to move from isolated forecasting to a practically oriented procedure for forming a market bid, which takes into account both the expected PV generation and the ability of the BESS to correct the electricity supply schedule.

The practical part of the dissertation is devoted to numerical modeling and verification of the proposed methods. The study is carried out using data from an energy complex that includes a photovoltaic power plant and a battery energy storage system. The dissertation considers the structure and quality of input data, statistical characteristics of market data, results of PV generation forecasting, results of DAM price forecasting, and the efficiency of BESS operation under different strategies. The obtained results make it possible to assess the practical applicability of the proposed models for market planning and generation balancing tasks.

The results of PV generation forecasting confirmed the feasibility of using an ensemble model combining Random Forest, XGBoost, and LightGBM algorithms. This approach provides a more robust representation of the relationships between meteorological parameters and actual electricity generation compared with individual baseline models. The application of forecast smoothing and the quantile approach additionally allows uncertainty to be taken into account and nominations to be formed with regard to the economic risks of imbalances.

The results of DAM price forecasting confirmed the feasibility of using SSA decomposition in combination with LSTM models. Decomposition of the price

series makes it possible to identify components with different frequency characteristics, while the recurrent neural network ensures the consideration of temporal dependencies. Additional correction of accumulated error improves the practical suitability of the forecast for BESS control tasks, since even minor errors in price forecasting may affect the selection of storage charging and discharging hours.

The comparative analysis of BESS operation strategies showed that the arbitrage strategy and the balancing strategy have different levels of effectiveness depending on market conditions, PV generation profile, forecast error magnitude, and price ratios on the electricity market. DAM arbitrage is reasonable when there is a sufficient price spread between hours of the day, whereas the balancing strategy becomes more advantageous in cases of significant deviations of actual generation from the declared schedule and high imbalance costs. Taking BESS degradation into account makes it possible to avoid operating modes that may appear profitable in the short term but are undesirable from the standpoint of battery lifetime.

The conducted research confirmed that effective control of a PV+BESS energy complex requires simultaneous consideration of generation forecasts, market price forecasts, physical limitations of the storage system, state of charge, energy losses, imbalances, and battery degradation. The combination of these components makes it possible to form a justified market bid and improve the economic efficiency of the complex's participation in the electricity market.

The scientific significance of the dissertation lies in the improvement of models and algorithms for forecasting photovoltaic generation, forecasting day-ahead market prices, and controlling battery energy storage systems. The proposed approach makes it possible to consider the PV plant and BESS as a single controllable energy complex capable of adapting to forecasting, technical, and market conditions. The practical significance of the obtained results lies in the possibility of using them for planning the operation of photovoltaic power plants with storage systems, forming bids on the day-ahead market, reducing imbalances,

selecting BESS operation strategies, and improving the economic efficiency of hybrid energy complexes.

The obtained results form a scientific and methodological basis for the further development of intelligent control systems for renewable generation and energy storage under competitive electricity market conditions. The proposed mathematical models, forecasting algorithms, and control strategies can be used in the design, modernization, and operation of energy complexes based on photovoltaic power plants and BESS, as well as in the development of decision-support software for the operator of such a complex.

Keywords: photovoltaic power plant, solar generation, renewable energy sources, generation forecasting, machine learning, Random Forest, XGBoost, LightGBM, ensemble model, quantile forecasting, day-ahead market, price forecasting, SSA decomposition, LSTM, battery energy storage system, BESS, imbalances, arbitrage, balancing, state of charge, battery degradation, PV+BESS energy complex, market bid, energy storage control.

Матеріали дисертаційної роботи викладені в таких наукових публікаціях:

1. Кулик, В. В.; Затхей, М. В. Підвищення точності прогнозу виробництва електроенергії фотоелектричними станціями на основі методу RANDOM FOREST. Вісник ВПІ, 2024, вип.6, с. 52–61. DOI: <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2024-177-6-52-61>
2. Кулик, В. В.; Затхей, М. В. Підвищення якості короткострокового прогнозування обсягів генерування фотоелектричних станцій на основі рекурентних нейронних мереж. Вісник ВПІ, 2025, вип. 5, с. 25–35. DOI: <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2025-182-5-25-35>
3. Volodymyr Kulyk, Vira Teptya, Sviatoslav Vishnevskyi, Yurii Hrytsiuk, Iryna Hrytsiuk, and Maksym Zatkhei, “Development of a method for optimizing industrial energy storage units placement in electric distribution networks on the basis of ideal current distribution,” Eastern-European Journal of

Enterprise Technologies. 2022. – № 3/8(117). – Р. 6-10. DOI: 10.15587/1729-4061.2022.260080. **Scopus**

Публікації які підтверджують апробацію роботи

4. Підвищення енергооефективності розподільних електричних мереж з використанням промислових накопичувачів енергії. В. В. Кулик, М. В. Затхей, Матеріали XVI міжнародної конференції "Контроль і управління в складних системах (КУСС-2022)", м. Вінниця, 15-17 листопада 2022 р. – Електронний збірник наукових праць, Вінниця: ВНТУ, 2022, ISBN 978-966-641-918-0. – Режим доступу: <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/mccs/mccs2022/paper/view/16578>

5. Керування розподіленням генеруванням у електричній системі з використанням ARFC, В. В. Кулик, М. В. Затхей, в матеріалах Міжнародної науково-практичної інтернет-конференції "Молодь в науці: дослідження, проблеми, перспективи (МН-2023)", м. Вінниця, 22 червня 2023 р. – Режим доступу: <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/mn/mn2023/paper/view/18189>

6. Підвищення точності короткострокового прогнозу генерування фотоелектричних станцій, В. В. Кулик, М. В. Затхей, в матеріалах Міжнародної науково-практичної інтернет-конференції "Молодь в науці: дослідження, проблеми, перспективи (МН-2024)", м. Вінниця, 20-21 травня 2024 р. – Режим доступу: <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/mn/mn2024/paper/view/21083/17507>

7. Підвищення точності прогнозу виробництва електроенергії фотоелектричними станціями на основі методу Random Forest», В. В. Кулик, М. В. Затхей, в матеріалах Міжнародної науково-технічної конференції «Контроль і управління в складних системах (КУСС-2024)», м. Вінниця, 16-17 жовтня 2024 р. – Режим доступу: <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/mccs/mccs2024/paper/view/22125>

8. Оптимізація короткострокового прогнозування генерування сонячних електростанцій із використанням рекурентних нейронних мереж,

Володимир Кулик, Максим Затхей в матеріалах Міжнародної науково-практичної інтернет-конференції "Молодь в науці: дослідження, проблеми, перспективи (МН-2025)", м. Вінниця, 15-16 червня 2025 р. – Режим доступу: <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/mn/mn2025/paper/view/25584>

9. Особливості використання рекурентних нейронних мереж для оперативного прогнозування виробництва енергії фотоелектричними станціями. Володимир Кулик, Максим Затхей. в матеріалах Міжнародної науково-технічної конференції "Оптимальне керування електроустановками (ОКЕУ-2025)", м. Вінниця, 22-23 жовтня 2025 р. – Режим доступу: <https://press.vntu.edu.ua/index.php/vntu/catalog/view/924/1612/2930-1>

ЗМІСТ

ВСТУП.....	25
РОЗДІЛ 1 ОГЛЯД ІСНУЮЧИХ ДОСЛІДЖЕНЬ.....	33
1.1 Стан та потреби розподіленого генерування з відновлюваних джерел енергії в Україні	33
1.2 Методи прогнозування генерування фотоелектричних станцій.....	36
1.2.1 Детерміновані та статистичні методи прогнозування	36
1.2.2 Архітектури глибокого навчання	38
1.2.3 Ансамблеві методи машинного навчання	41
1.2.4 Ймовірнісне прогнозування та оцінка невизначеності.....	44
1.2.5 Просторово-часові, гібридні та декомпозиційні підходи	46
1.2.6 Прогнозування цін на ринку «на добу наперед»	51
1.3 Системи накопичення електроенергії та методи керування ними	52
1.3.1 Технічні характеристики, оптимізація та деградація	52
1.3.2 Ринкові стратегії участі УЗЕ та гібридні системи накопичення	56
1.4 Висновки до розділу 1.....	64
РОЗДІЛ 2 МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ ГЕНЕРУВАННЯ ФЕС, ЦІН РИНКУ ТА КЕРУВАННЯ СИСТЕМАМИ НАКОПИЧЕННЯ ЕНЕРГІЇ	66
2.1 Постановка задач дослідження.....	66
2.2 Математичне моделювання прогнозування генерування фотоелектричних станцій	68
2.2.1 Загальна постановка задачі прогнозування енергогенерування фотоелектричної станції	68
2.2.2 Метрики оцінювання якості прогнозу	69
2.2.3 Формування та фільтрація навчальної вибірки.....	71
2.2.4 Базова модель прогнозування на основі алгоритму Random Forest	73
2.2.5 Ансамблева модель RF + XGBoost + LightGBM.....	75
2.2.6 Згладжування прогнозу: фільтр Савіцького-Голя.....	78

2.2.7 Оцінка невизначеності прогнозу та квантильний підхід до формування номінації на РДН	79
2.3 Математичне моделювання прогнозування цін на ринку «на добу наперед»	82
2.3.1 Загальна постановка задачі прогнозування цін РДН	82
2.3.2 Конструювання ознак для прогнозування цін РДН	82
2.3.3 Відбір ознак на основі коефіцієнта кореляції Пірсона	84
2.3.4 Нормалізація вхідних даних	85
2.3.5 Декомпозиція цінового ряду методом сингулярного спектрального аналізу (SSA)	86
2.3.6 Модель LSTM для прогнозування компонент цінового ряду	87
2.3.7 Корекція накопиченої похибки при рекурентному прогнозуванні	89
2.3.8 Порівняльний аналіз моделей прогнозування цін РДН	91
2.4 Математична модель системи накопичення енергії та управління нею	91
2.4.1 Загальна постановка задачі управління УЗЕ	91
2.4.2 Модель функціонування УЗЕ	92
2.4.3 Модель небалансів та ринкові формули	94
2.4.4 Стратегія 1: Арбітраж на ринку «на добу наперед»	95
2.4.5 Стратегія 2: Балансування генерування ФЕС	96
2.4.6 Еквівалентна модель деградації УЗЕ	97
2.4.7 Обсяг накопиченої енергії УЗЕ, як стратегічний ресурс	99
2.5 Оптимізація розміщення УЗЕ у розподільних електричних мережах на основі методу ідеального струморозподілу	100
2.6 Загальний математичний пайплайн	107
2.6.1 Інтегрований математичний пайплайн прийняття рішень	107
2.6.2 Математична зв'язність блоків пайплайну	108
2.6 Висновки до розділу 2	109
РОЗДІЛ 3 АЛГОРИТМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ГЕНЕРУВАННЯ ФЕС ТА ОПТИМІЗАЦІЇ ФУНКЦІОНУВАННЯ СИСТЕМ НАКОПИЧЕННЯ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ	112

3.1 Постановка задач дослідження	112
3.2 Алгоритм прогнозування генерування ФЕС.....	113
3.2.1 Загальна схема алгоритму	113
3.2.2 Алгоритм попередньої обробки даних	115
3.2.3 Алгоритм формування оптимальної навчальної вибірки	118
3.2.4 Алгоритм навчання ансамблевої моделі	121
3.2.5 Алгоритм квантильного прогнозування та вибору оптимального квантиля номінації	123
3.3 Алгоритм прогнозування цін РДН	126
3.3.1 Загальна схема алгоритму	126
3.3.2 Алгоритм конструювання та відбору ознак	127
3.3.3 Алгоритм SSA-декомпозиції цінового ряду	130
3.3.4 Алгоритм навчання LSTM-моделей	132
3.3.5 Алгоритм відбору подібних днів та корекції помилки	135
3.4 Алгоритми керування УЗЕ.....	137
3.4.1 Загальна схема керування УЗЕ	137
3.4.2 Алгоритм арбітражу на РДН (Стратегія 1)	139
3.4.3 Алгоритм зменшення небалансів ФЕС (Стратегія 2)	142
3.4.4 Алгоритм вибору між стратегіями	144
3.4.5 Алгоритм резервування SoC	146
3.5 Загальний алгоритм прийняття рішень з керування комплексом ФЕС та УЗЕ.....	147
3.5.1 Загальний пайплайн від даних до ринкової заявки	147
3.5.2 Часова послідовність виконання алгоритмів	149
3.6 Висновки до розділу 3.....	150
РОЗДІЛ 4 ВЕРИФІКАЦІЯ ЗАПРОПОНОВАНИХ МЕТОДІВ Й АЛГОРИТМІВ ТА РЕЗУЛЬТАТИ ЕКСПЕРИМЕНТІВ.....	152
4.1 Опис об'єкту дослідження та вхідних даних.....	152
4.1.1 Характеристика досліджуваного енергетичного комплексу	152
4.1.2 Структура та якість вхідних даних	154

4.1.3 Статистична характеристика ринкових даних	156
4.2 Результати прогнозування генерування ФЕС	157
4.2.1 Результати оптимізації навчальної вибірки	157
4.2.2 Порівняльний аналіз базових моделей прогнозування	158
4.2.3 Детальний аналіз результатів ансамблевої моделі	159
4.2.4 Аналіз квантильних прогнозів та вибір оптимального квантиля номінації	161
4.3 Результати прогнозування цін РДН	162
4.3.1 Характеристика цінового ряду РДН.....	162
4.3.2 Результати SSA-декомпозиції цінового ряду.....	163
4.3.3 Порівняльний аналіз моделей прогнозування цін РДН.....	164
4.3.4 Ефект корекції накопиченої похибки	165
4.4 Результати оптимізації функціонування УЗЕ	167
4.4.1 Результати та аналіз ефективності арбітражу на РДН.....	167
4.4.2 Результати та аналіз ефективності балансування ФЕС:	169
4.4.3 Порівняльний аналіз стратегій використання УЗЕ.....	171
4.4.4 Аналіз деградації УЗЕ	172
4.5 Висновки до розділу 4.....	173
ВИСНОВКИ	176
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	181
ДОДАТОК А ДОВІДКИ ПРО ВПРОВАДЖЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДИСЕРТАЦІЙНОЇ РОБОТИ	197
ДОДАТОК Б СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ	199
ДОДАТОК В ФРАГМЕНТ ФАКТИЧНИХ РИНКОВИХ ДАНИХ ДЛЯ МОДЕЛЮВАННЯ РОБОТИ ФЕС З УСТАНОВКОЮ ЗБЕРІГАННЯ ЕНЕРГІЇ	201

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

- БР – балансуючий ринок
- ВДЕ – відновлювані джерела енергії
- ВДР – внутрішньодобовий ринок
- ЕЕС – електроенергетична система
- ОЕС України – об’єднана енергетична система України
- ОСП – оператор системи передачі
- РДН – ринок «на добу наперед»
- СЕС – сонячна електростанція
- УЗЕ – установка зберігання енергії
- ФЕС – фотоелектрична станція
- BESS – акумуляторна система накопичення енергії
- PV – photovoltaic, фотоелектричний
- DAM – Day-Ahead Market, ринок «на добу наперед»
- IDM – Intraday Market, внутрішньодобовий ринок
- BM – Balancing Market, балансуючий ринок
- SoC – State of Charge, стан заряду акумуляторної системи
- SoH – State of Health, стан технічного стану акумуляторної батареї
- DoD – Depth of Discharge, глибина розряду акумуляторної батареї
- C-rate – коефіцієнт швидкості заряду або розряду акумуляторної батареї
- EFC – Equivalent Full Cycles, еквівалентні повні цикли заряду-розряду
- RF – Random Forest, алгоритм випадкового лісу
- XGBoost – Extreme Gradient Boosting, алгоритм екстремального градієнтного бустингу
- LightGBM – Light Gradient Boosting Machine, алгоритм градієнтного бустингу
- ML – Machine Learning, машинне навчання
- DL – Deep Learning, глибоке навчання
- ANN – Artificial Neural Network, штучна нейронна мережа
- DNN – Deep Neural Network, глибока нейронна мережа

CNN – Convolutional Neural Network, згорткова нейронна мережа

RNN – Recurrent Neural Network, рекурентна нейронна мережа

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

GRU – Gated Recurrent Unit, рекурентний блок із вентиляним керуванням

SVM – Support Vector Machine, метод опорних векторів

SVR – Support Vector Regression, регресія опорних векторів

SSA – Singular Spectrum Analysis, сингулярний спектральний аналіз

VMD – Variational Mode Decomposition, варіаційна модова декомпозиція

EMD – Empirical Mode Decomposition, емпірична модова декомпозиція

NWP – Numerical Weather Prediction, числовий прогноз погоди

GHI – Global Horizontal Irradiance, глобальна горизонтальна сонячна радіація

POA – Plane of Array Irradiance, сонячна радіація у площині фотоелектричного модуля

MAE – Mean Absolute Error, середня абсолютна похибка

MSE – Mean Squared Error, середньоквадратична похибка

RMSE – Root Mean Squared Error, корінь із середньоквадратичної похибки

nRMSE – normalized Root Mean Squared Error, нормований корінь із середньоквадратичної похибки

MAPE – Mean Absolute Percentage Error, середня абсолютна відсоткова похибка

MBE – Mean Bias Error, середня похибка зміщення

ARIMA – AutoRegressive Integrated Moving Average, авторегресійна інтегрована модель ковзного середнього

SARIMA – Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average, сезонна авторегресійна інтегрована модель ковзного середнього

NPV – Net Present Value, чиста приведена вартість

ВСТУП

Актуальність теми. Актуальність наукової роботи зумовлена зростанням ролі фотоелектричних станцій (ФЕС) у покритті електричного навантаження та їхнім впливом на режими роботи енергосистеми. У сприятливі погодні умови ФЕС можуть забезпечувати до 20 % електроспоживання, що змінює характер формування балансу потужності, впливає на перетоки електроенергії та потребує удосконалення підходів до прогнозування й керування режимами роботи енергосистеми.

Водночас встановлена потужність ФЕС стрімко зростає, а виробники поступово переходять від механізму «зеленого» тарифу до роботи в умовах конкурентного ринку електроенергії. Це підвищує значення планування графіків виробництва електроенергії, участі в ринкових сегментах та оцінювання економічних наслідків відхилень фактичного генерування від прогнозованого.

Функціонування ринку електроенергії України характеризується високою ціновою волатильністю, яка посилюється зовнішніми збуреннями, обмеженнями енергетичної інфраструктури та наслідками воєнних дій. За таких умов нестабільність ринкових цін у поєднанні з метеозалежним характером генерування ФЕС ускладнює прийняття ефективних техніко-економічних рішень щодо продажу електроенергії, з огляду на покриття небалансів і мінімізацію фінансових ризиків.

Генерування ФЕС безпосередньо залежить від погодних умов, які демонструють значну мінливість, особливо в окремі години доби. Це зумовлює складність прогнозування обсягів виробництва електроенергії та ринкових показників. Помилки прогнозу ФЕС трансформуються у небаланси, що можуть спричиняти додаткові витрати для виробників електроенергії та знижують ефективність їхньої роботи на ринку.

Одним зі шляхів вирішення проблеми є використання установок зберігання енергії (УЗЕ), які дають змогу компенсувати помилки прогнозування ФЕС, зменшуючи небаланси та згладжуючи цінові коливання на ринку електроенергії. Поєднання ФЕС з УЗЕ створює передумови для додаткової гнучкості виробників в умовах ринку електроенергії, і, як наслідок, для підвищення економічної ефективності експлуатації таких джерел енергії.

Отже, актуальність наукової роботи полягає у необхідності удосконалення методів та засобів для прогнозування потужності ФЕС і ринкових показників, а також для забезпечення ефективності використання УЗЕ з метою компенсації неминучих помилок прогнозування та підвищення прибутковості експлуатації ФЕС в ринкових умовах.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Робота виконана в плані наукових досліджень, проведених кафедрою електричних станцій та систем Вінницького національного технічного університету, зокрема за держбюджетною темою: «Система методів і засобів балансування режимів електроенергетичних систем з відновлюваними джерелами енергії з використанням SMART GRID технологій» (№ держреєстрації 0122U001577).

Метою роботи дисертаційної роботи є підвищення ефективності функціонування фотоелектричних станцій в умовах енергетичного ринку України шляхом розроблення методів і засобів прогнозування їх режимів, та керування ними з використанням установок накопичення електроенергії.

Для досягнення поставленої мети в роботі розв'язано такі **основні задачі**:

- аналіз впливових метеорологічних та технічних факторів на точність прогнозування виробітку електроенергії фотоелектричними станціями для формування ефективних масивів ретроспективних даних;
- дослідження методу прогнозування ціни електроенергії на енергетичному ринку із застосуванням ансамблю моделей машинного навчання в умовах високої невизначеності та впливу випадкових факторів;

- удосконалення методу прогнозування погодинних обсягів вироблення електроенергії на основі ансамблю моделей машинного навчання та нейромережевої моделі LSTM з механізмом фіксації уваги для підвищення точності прогнозів за несприятливих умов;
- розроблення методу визначення пріоритетності застосування установок збереження енергії для задач арбітражу на ринку «на добу наперед» або балансування сукупності фотоелектричних станцій;
- удосконалення методу оптимізації проєктних рішень у розподільних електричних мережах на основі ідеального струморозподілу та економічних опорів для визначення раціональних схем приєднання установок збереження енергії.

Об'єктом дослідження роботи є процес функціонування енергетичного комплексу на базі фотоелектричної станції та акумуляторної системи накопичення енергії в умовах ринку електроенергії.

Предметом дослідження є моделі та методи прогнозування виробництва електроенергії на фотоелектричних станціях, а також оптимізації їх функціонування у комплексі з установками зберігання електроенергії.

Методи дослідження. Для розв'язання поставлених задач у роботі використано методи математичного моделювання, статистичного аналізу, машинного навчання, аналізу часових рядів, оптимізації та числового моделювання режимів роботи енергетичного комплексу ФЕС+BESS.

Для прогнозування генерування фотоелектричної станції використано методи оброблення та фільтрації вхідних даних, формування навчальної вибірки, побудови регресійних моделей машинного навчання та ансамблевого прогнозування. Зокрема, застосовано алгоритми Random Forest, XGBoost і LightGBM, що дозволяють враховувати нелінійні залежності між метеорологічними параметрами та фактичною потужністю ФЕС. Для зменшення впливу випадкових коливань використано фільтр Савіцького-Голея, а для врахування прогнозової невизначеності — квантильний підхід до

формування номінації на ринку «на добу наперед».

Для прогнозування цін РДН використано методи конструювання та відбору ознак, кореляційного аналізу, нормалізації вхідних даних, сингулярного спектрального аналізу та рекурентного нейромережевого моделювання. Декомпозиція цінового ряду методом SSA дає змогу розділити часовий ряд на компоненти з різними частотними властивостями, а LSTM-моделі забезпечують урахування часових залежностей під час прогнозування цін. У роботі також застосовано метод корекції накопиченої похибки при рекурентному прогнозуванні.

Для моделювання роботи акумуляторної системи накопичення енергії використано методи математичного опису енергетичного балансу накопичувача, моделювання стану заряду, обмежень потужності заряду та розряду, коефіцієнтів корисної дії, обмежень ємності та еквівалентної деградації батареї. Для оцінювання ринкової ефективності УЗЕ використано моделі небалансів і ринкових розрахунків, що дозволяють порівнювати арбітражну стратегію та стратегію балансування генерування ФЕС.

Для формування інтегрованого алгоритму прийняття рішень застосовано методи оптимізації, алгоритмічного моделювання, порівняльного аналізу стратегій та багатокритеріального оцінювання. Інтегрований математичний пайплайн у роботі поєднує прогноз генерування, прогноз ціни та керування УЗЕ у єдину послідовність прийняття рішень, де вибір квантиля номінації і керуючих впливів накопичувача розглядаються як взаємопов'язані складові задачі максимізації очікуваного результату оператора ФЕС в умовах ринку електроенергії.

Наукова новизна одержаних результатів полягає у тому, що:

- Досліджено залежність помилки прогнозування виробітку ФЕС від складу ретроспективних даних (метеопараметри та технічні показники станції). Обґрунтовано та запропоновано набір правил для інтелектуального відбору ознак (feature selection) та формування датасетів, що забезпечує стійке

зменшення середньоквадратичної помилки прогнозування завдяки усуненню нерелевантних чинників.

- Отримав подальший розвиток метод прогнозування погодинних обсягів генерування ФЕС на основі ансамблю моделей машинного навчання. Визначено оптимальну структуру моделі LSTM з інтегрованим механізмом фіксації уваги (Attention mechanism). Це дозволяє нейромережі динамічно визначати найбільш вагомі часові інтервали та погодні фактори, що підвищує стабільність прогнозу в умовах різкої зміни хмарності та інших несприятливих метеоумов.

- Запропоновано новий метод визначення пріоритетності застосування установок зберігання енергії (УЗЕ) для характерних задач: арбітражу на ринку «на добу наперед» (РДН) та балансування генерування ФЕС. Використовуючи оцінювання фінансових ризиків на основі зіставлення потенційної помилки прогнозу та очікуваної волатильності цін, він дає змогу проактивно обирати стратегію керування УЗЕ для максимізації сумарного прибутку енергокомплексу.

- Отримав подальший розвиток метод оптимізації проєктних рішень у розподільних мережах на основі теорії ідеального струморозподілу. Запропоновано метод коригування економічних опорів для вузлів приєднання ФЕС та УЗЕ, який, враховуючи вартість експлуатації накопичувачів та втрат електроенергії, забезпечує узгодження інтересів власників систем накопичення та операторів систем розподілу під час вибору схем приєднання УЗЕ.

Практичне значення одержаних результатів полягає у можливості використання розроблених методів та програмних засобів під час прийняття проєктних рішень з впровадження УЗЕ в межах фотоелектричних станцій, а також підстанцій розподільних електромереж. Крім того, запропоновані технічні рішення дають змогу операторам енергокомплексів визначати найвигідніші режими роботи УЗЕ з огляду прибутковості цінового арбітражу

на РДН або зменшення штрафів за небаланси електроенергії.

Розроблені в дисертації математичні моделі, алгоритми та програмні засоби можуть бути використані для обґрунтування впровадження УЗЕ у розподільних мережах операторів систем розподілу, а також в операційній діяльності експлуатуючих організацій.

Отримані в дисертаційній роботі результати наукових досліджень впроваджено в ТОВ "НЕСС Енерджі" (довідка від 16 квітня 2026 р.) з метою підвищення ефективності функціонування об'єктів електроенергетики, оптимізації роботи фотоелектричних станцій (ФЕС) з установками зберігання енергії (УЗЕ), а також зниження витрат, пов'язаних із небалансами електричної енергії.

Результати наукових досліджень використано також у навчальному процесі Вінницького національного технічного університету (акт від 23 квітня 2026 р.). Теоретичні та практичні результати включено до відповідних розділів дисциплін, у яких розглядаються методи прогнозування ФЕС, оптимізації використання УЗЕ та оцінювання небалансів електроенергії з метою доповнення знання здобувачів вищої освіти щодо прийняття обґрунтованих техніко-економічних рішень з урахуванням реальних умов ринку електроенергії.

Особистий внесок здобувача. Всі наукові результати, які є основним змістом дисертаційної роботи, розроблено та обґрунтовано здобувачем особисто. У роботах, що опубліковано у співавторстві, внесок автора такий:

- У роботі [1] запропоновано метод підвищення точності короткострокового прогнозування виробництва електроенергії фотоелектричними станціями на основі алгоритму Random Forest з урахуванням метеорологічних чинників, історичних даних генерування;

- У [2] удосконалено метод короткострокового прогнозування обсягів генерування фотоелектричних станцій на основі рекурентних нейронних мереж, що дає змогу враховувати часову залежність

метеорологічних параметрів і попередніх значень генерування для підвищення якості прогнозу;

- У роботі [3] запропоновано метод коригування економічних опорів з урахуванням вартості експлуатації УЗЕ та вартості втрат електроенергії у розподільних мережах;

- У [4] обґрунтовано доцільність використання промислових накопичувачів енергії для підвищення енергоефективності розподільних електричних мереж та зменшення втрат електроенергії з урахуванням особливостей режимів роботи мережі;

- У роботі [5] обґрунтовано доцільність застосування автоматизованого регулювання частоти та потужності для керування розподіленим генеруванням в електричній системі, що дає змогу підвищити ефективність підтримання балансу потужності та забезпечити стійкі режими роботи електроенергетичної системи в умовах зростання частки децентралізованих джерел енергії;

- У [6] обґрунтовано необхідність підвищення точності короткострокового прогнозування генерування фотоелектричних станцій як складової забезпечення балансової надійності електроенергетичної системи в умовах зростання частки відновлюваних джерел енергії;

- У роботі [7] запропоновано алгоритм короткострокового прогнозування виробництва електроенергії фотоелектричними станціями на основі методу Random Forest та виконано оцінювання його ефективності за показниками точності прогнозу;

- У [8] розроблено алгоритм до оптимізації короткострокового прогнозування генерування сонячних електростанцій із використанням рекурентних нейронних мереж, що враховує послідовний характер зміни метеорологічних параметрів та динаміку виробництва електроенергії;

- У роботі [9] визначено особливості використання рекурентних нейронних мереж для оперативного прогнозування виробництва

електроенергії фотоелектричними станціями та обґрунтовано їх застосування для підвищення точності прогнозу в умовах мінливості сонячного генерування.

Апробація результатів дисертації. Основні положення роботи та її результати доповідались, обговорювались та були схвалені на таких науково-технічних конференціях та семінарах:

1. На XVI Міжнародній науково-технічній конференції "Контроль і управління в складних системах (КУСС-2022)", м. Вінниця, 15-17 листопада 2022 р.

2. На Міжнародній науково-практичній інтернет-конференції "Молодь в науці: дослідження, проблеми, перспективи (МН-2023)", м. Вінниця, 22 червня 2023 р.

3. На Міжнародній науково-практичній інтернет-конференції "Молодь в науці: дослідження, проблеми, перспективи (МН-2024)", м. Вінниця, 20-21 травня 2024 р.

4. На Міжнародній науково-технічній конференції «Контроль і управління в складних системах (КУСС-2024)», м. Вінниця, 16-17 жовтня 2024 р.

5. На Міжнародній науково-практичній інтернет-конференції "Молодь в науці: дослідження, проблеми, перспективи (МН-2025)", м. Вінниця, 15-16 червня 2025 р.

6. На Міжнародній науково-технічній конференції "Оптимальне керування електроустановками (ОКЕУ-2025)", м. Вінниця, 22-23 жовтня 2025

Публікації. За матеріалами дисертаційної роботи опубліковано 3 статті у наукових фахових виданнях, 1 з них проіндексовані в базі даних Scopus, 6 публікації у збірниках матеріалів міжнародних конференцій.

РОЗДІЛ 1

ОГЛЯД ІСНУЮЧИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

1.1 Стан та потреби розподіленого генерування з відновлюваних джерел енергії в Україні

Енергетична система України після початку повномасштабної збройної агресії РФ у 2022 році функціонує в умовах тривалого дефіциту маневрових і резервних потужностей, пошкодження мережевої інфраструктури та підвищених вимог до стійкості електропостачання. За даними Укренерго, систематичні атаки на об'єкти генерування, підстанції та магістральні мережі істотно знизили надійність традиційної централізованої моделі електропостачання. Найбільш уразливими виявилися великі об'єкти теплової та гідроенергетики, які мають значну одиничну потужність і виконують важливі функції покриття навантаження, регулювання частоти та забезпечення резервів. Втрата або обмеження роботи таких джерел призводить не лише до локального дефіциту потужності, а й до погіршення режимних параметрів енергосистеми, зростання потреби в аварійній допомозі та збільшення ризику примусових обмежень споживачів.

Ці обставини засвідчили обмеженість моделі, у якій значна частина електропостачання залежить від невеликої кількості великих електростанцій і протяжних мережевих зв'язків. У таких умовах розподілене генерування з відновлюваних джерел енергії набуває не лише екологічного, а й системного значення. Розосередження генерувальних потужностей ближче до центрів споживання дає змогу зменшити навантаження на магістральні мережі, підвищити локальну енергетичну стійкість і сформувати передумови для роботи локальних електроенергетичних систем у більш керованих режимах. Отже, розвиток розподіленого генерування з ВДЕ в Україні слід розглядати як один із технічних напрямів підвищення живучості енергосистеми, особливо за

умов тривалих воєнних ризиків і необхідності швидкого відновлення пошкоджених потужностей.

Серед відновлюваних джерел енергії в Україні найбільш динамічно розвивалося сонячне генерування. За даними УАРЕ, у попередні роки саме ФЕС забезпечили значну частину приросту встановленої потужності ВДЕ, що було зумовлено порівняно короткими строками будівництва, модульністю технології та дією механізму підтримки за «зеленим тарифом». Сонячні електростанції сформували помітну частку у структурі ВДЕ, однак їхній розвиток був нерівномірним у регіональному вимірі. Найбільша концентрація встановлених ФЕС традиційно спостерігалася в регіонах із вищим рівнем сонячної інсоляції, розвиненою мережевою інфраструктурою та доступністю земельних ресурсів, зокрема у південних і центральних областях. Водночас воєнні дії та окупація частини територій змінили практичні умови експлуатації цих об'єктів і посилили потребу в нових розподілених рішеннях меншої одиничної потужності.

Подальший розвиток сонячного генерування відбувається в умовах поступового переходу від адміністративно гарантованих механізмів підтримки до більш ринкових форм участі виробників електроенергії. Якщо «зелений тариф» забезпечував інвестиційну привабливість на етапі становлення галузі, то в нових умовах дедалі більшого значення набувають точність прогнозування, відповідальність за небаланси, участь на ринку електроенергії та здатність виробника керувати власним графіком відпуску. Це змінює технічну логіку функціонування ФЕС: від пасивного джерела з пріоритетним відпуском електроенергії до активного елемента локальної енергосистеми, який має бути інтегрований у процедури прогнозування, балансування та оперативного керування.

Регуляторне середовище України визначається функціонуванням кількох взаємопов'язаних сегментів ринку електроенергії: ринку «на добу наперед» (РДН), внутрішньоденного ринку (ВДР) та балансуючого ринку (БР).

РДН забезпечує формування планових графіків купівлі-продажу електроенергії на наступну добу, ВДР дає можливість уточнювати позиції ближче до фактичного часу постачання, а БР використовується для врегулювання відхилень між заявленими та фактичними обсягами. За даними НКРЕКП, саме механізм небалансів є одним із ключових інструментів дисциплінування учасників ринку, зокрема виробників з ВДЕ, для яких похибки прогнозування безпосередньо трансформуються у фінансові наслідки.

Для виробників електроенергії з ВДЕ питання небалансів має особливе значення через природну залежність генерування від погодних умов. Двоцінова схема врегулювання небалансів посилює економічну чутливість до знаку та величини відхилення: надлишкова і дефіцитна позиції можуть оцінюватися за різними ціновими умовами, що ускладнює універсальне застосування простих стратегій номінування. Після 2022 року волатильність цін РДН в Україні зросла під впливом дефіциту доступного генерування, обмежень мережі, зміни профілю споживання, аварійних режимів і зовнішніх ризиків. За таких умов точність прогнозування генерування ФЕС і прогнозування цінових сигналів стає важливою не лише для прибутковості окремого виробника, а й для зменшення потреби системного оператора у дорогих балансуючих діях.

Нерегульоване сонячне генерування створює для системного оператора низку режимних проблем. У години високої інсоляції вона може формувати локальні надлишки потужності, збільшувати крутизну вечірнього наростання залишкового навантаження та ускладнювати підтримання балансу між генерацією і споживанням. У розподільчих мережах це також може супроводжуватися підвищенням напруги, реверсивними потоками потужності та необхідністю обмеження генерування. Якщо ФЕС не має технічної можливості зміщувати відпуск електроенергії в часі, її участь у балансуванні

обмежується точністю прогнозу та зовнішніми командами обмеження потужності.

У цьому контексті УЗЕ є одним із найбільш перспективних інструментів підвищення керованості сонячного генерування. Акумуляторна система може заряджатися під час надлишкового виробітку ФЕС, розряджатися в періоди дефіциту або високої ціни, зменшувати небаланси, згладжувати внутрішньодобові коливання та підтримувати локальні режимні параметри. Для локальних електроенергетичних систем УЗЕ дає змогу перетворити ФЕС із джерела з нестабільним профілем відпуску на елемент керованого енергетичного комплексу. Перспективи розвитку розподіленого накопичення в Україні пов'язані з поєднанням кількох чинників: потребою у підвищенні стійкості електропостачання, зростанням відповідальності виробників за небаланси, розвитком ринкових механізмів і необхідністю інтеграції нових ВДЕ без погіршення режимної надійності. Саме тому подальше дослідження має бути зосереджене на невирішених питаннях прогнозування, оптимізації роботи УЗЕ і формування таких стратегій керування, які враховують технічні обмеження ЛЕЕС та економічні сигнали ринку електроенергії.

1.2 Методи прогнозування генерування фотоелектричних станцій

1.2.1 Детерміновані та статистичні методи прогнозування

Стрімке зростання частки сонячної енергії в загальному енергетичному балансі вимагає створення надійних інструментів для передбачення обсягів генерування, оскільки нестабільність метеорологічних умов ускладнює роботу енергосистем. У дослідженні [1] здійснено комплексний огляд літератури щодо застосування методів машинного навчання (ML) для прогнозування потужності фотоелектричних станцій (ФЕС). Автори виявили, що основними джерелами похибок залишаються різкі зміни хмарності та неповна інформація про фізичний стан обладнання. Було встановлено, що серед сотень

проаналізованих робіт найбільшою популярністю та стабільністю користуються штучні нейронні мережі (ANN), зокрема багат шарові персептрони, які здатні ефективно моделювати нелінійні залежності між інсоляцією, температурою та вихідною потужністю.

Традиційні фізичні та аналітичні моделі часто не здатні впоратися з високим рівнем шуму в метеорологічних даних. У роботі [2] розглядаються алгоритми машинного навчання як засіб фільтрації та прогнозування сонячної радіації. Порівняльний аналіз методів опорних векторів (SVM) та різновидів штучних нейромереж доводить їхню здатність виявляти приховані патерни у великих масивах історичних метеоданих. Застосування цих алгоритмів дозволяє зменшити похибку прогнозування порівняно з еталонними емпіричними моделями, що спираються виключно на астрономічні розрахунки ясного неба.

Оцінка еволюції класичних підходів прогнозування проведена в оглядовій праці [3]. Автори докладно проаналізували перехід від традиційних моделей авторегресії (ARIMA) до методів штучного інтелекту. У статті підкреслюється, що хоча моделі ясного неба залишаються базовими для нормалізації даних, саме нелінійні алгоритми машинного навчання здатні адекватно реагувати на раптові атмосферні явища, забезпечуючи суттєве зниження похибки на горизонтах від 1 до 24 годин.

Точне моделювання річного та місячного виробітку енергії вимагає деталізованого масштабування короткострокових прогнозних даних. У публікації [4] представлено метод детального прогнозування енерговіддачі фотоелектричних установок, що базується на агрегації короткострокових оцінок потужності. Метод об'єднує локальні метеорологічні умови з електричними характеристиками стрінгів, що забезпечило високу кореляцію прогнозованих та фактичних обсягів генерування для комерційних СЕС.

Вдосконалення архітектури традиційних нейромереж залишається актуальним напрямом. Робота [5] демонструє покращення оцінки вихідної

потужності підключених до мережі ФЕС за допомогою модифікованої штучної нейронної мережі (ANN). Впровадження специфічних функцій активації та зміна алгоритму зворотного поширення помилки дозволили нейромережі краще адаптуватися до екстремальних температурних умов, запобігаючи характерному завищенню прогнозованої потужності в спекотні дні.

1.2.2 Архітектури глибокого навчання

Попри значний прогрес у галузі комп'ютерного зору, прогнозування часових рядів для відновлюваної енергетики довго потребувало оновлення архітектурних підходів. Для усунення цієї прогалини в [6] систематизовано найновіші стратегії глибокого навчання (DL) за 2022-2023 роки. Аналіз 36 ключових публікацій виявив явний зсув від класичних статистичних методів до рекурентних мереж та механізмів уваги. Особливий акцент зроблено на тому, що архітектура Transformer сьогодні виходить на перший план, демонструючи найвищу точність уловлювання довгострокових залежностей у часових рядах генерування порівняно з класичними LSTM та CNN моделями.

Для завдань планування режимів енергоринку «на добу наперед» класичні моделі часто страждають від нездатності адаптуватися до різких змін погоди. У [7] запропоновано підхід на основі глибоких згорткових нейронних мереж (DCNN) у поєднанні з алгоритмами мета-навчання. Модель автоматично витягує просторові та часові ознаки з числових прогнозів погоди (NWP), адаптуючись до різних сезонів. Завдяки концепції мета-навчання вдалося значно підвищити узагальнювальну здатність мережі, що призвело до стабільного зменшення помилки прогнозування навіть для нових станцій з обмеженою кількістю історичних даних.

Комбінація інструментів витягування просторових ознак та механізмів довгострокової пам'яті дає вражаючі результати. Стаття [8] присвячена прогнозуванню сонячного генерування шляхом гібридизації мереж довгої

короткострокової пам'яті (LSTM) та згорткових нейронних мереж (CNN). CNN відповідає за аналіз паттернів у багатовимірних метеоданих, тоді як LSTM відстежує хронологічні залежності. Гібрид продемонстрував стійкість до локальних аномалій інсоляції, випереджаючи за показниками точності класичні регресійні моделі.

Класичні рекурентні мережі (RNN, LSTM) чудово справляються з часовими рядами, але ігнорують просторові закономірності метеорологічних змін, таких як рух хмарних мас. У статті [9] цю проблему вирішено завдяки розробці двошарової гібридної архітектури BLSTM-CNN. Згорткова мережа (CNN) виокремлює просторові ознаки з датчиків навколишнього середовища, а двонаправлена LSTM-мережа аналізує двосторонні часові залежності потужності. Випробування на австралійській станції DKASC показало, що гібридна модель BLSTM-CNN перевершує всі ізольовані методики, забезпечивши показник MSE на рівні 0,0089 та максимальний $R^2 = 0,9993$.

Питання вибору оптимального алгоритму мінімізації функції втрат часто ігнорується, хоча це критично впливає на сходження рекурентних мереж. У дослідженні [10] проведено систематичне порівняння оптимізаторів (включно з Adam, SGD, RMSprop) для моделі LSTM. Встановлено, що використання оптимізатора Nadam для прогнозування сонячного генерування на індійській ФЕС потужністю 250 кВт підвищує точність на 30,56% порівняно зі статистичною моделлю ARIMA і на 47,48% порівняно з SARIMA, що робить його найрезультативнішим алгоритмом для умов висококонтрастного клімату.

Складність внутрішніх залежностей у погодних даних вимагає раціонального поєднання мереж з різними принципами обробки. Автори роботи [11] запропонували об'єднати рекурентну мережу для обробки часових рядів із неглибокою штучною нейронною мережею (багатошаровим персептроном, MLP) для прогнозування енергії ФЕС на добу наперед. Дослідження підтвердило, що гібрид RNN-MLP ефективніше фільтрує

"викиди" метеоданих, дозволивши досягти коефіцієнта детермінації R^2 на рівні 0,97 при середньоквадратичній похибці RMSE 0,17.

Забезпечення високої точності прогнозування часто призводить до створення перевантажених і повільних архітектур, що неприйнятно для диспетчеризації у реальному часі. У публікації [12] описано полегшену («lightweight») LSTM-модель для короткострокового прогнозування PV потужності. Завдяки ретельному відбору найбільш значущих ознак (feature selection) перед етапом навчання, авторам вдалося створити компактну мережу, яка на тестових невідомих даних продемонструвала $R^2 = 0,9212$ і $RMSE = 0,0650$, обійшовши алгоритми CatBoost і GBR.

Необхідність забезпечення стабільної роботи систем енергоменеджменту вимагає поєднання кількох рівнів обробки інформації. Дослідження [13] пропонує трикомпонентний підхід CNN-LSTM-Transformer. Згорткова мережа працює як інструмент вилучення ознак із зашумлених вхідних наборів, LSTM модулює короткочасні залежності, а блоки Transformer аналізують ширший контекст (добові та тижневі патерни). Така комбінація дозволила усунути недолік короткої пам'яті LSTM і значно зменшити похибку під час проходження атмосферних фронтів.

Штучний ройовий інтелект продовжує доводити свою ефективність у налаштуванні нейромереж. У статті [14] представлено модифіковану архітектуру CLSTM (Convolutional Long Short-Term Memory), параметри якої оптимізуються за допомогою вдосконаленого алгоритму штучної бджолиної колонії (ABC). Застосування такого метаевристичного підходу дозволило уникнути потрапляння моделі в локальні мінімуми під час навчання, забезпечивши кращу адаптацію до високоволатильних режимів роботи сонячної електростанції на півночі Китаю.

Інтеграція ймовірнісних підходів у нейромережеві моделі забезпечує формування довірчих інтервалів, критичних для енергоринку. У роботі [15] описано інноваційну архітектуру, що поєднує глибоку нейронну мережу

(DNN) зі згортковою моделлю (CNN). Фокус дослідження зміщено на здатність мережі вилучати просторово-часові ознаки безпосередньо з "сирих" локальних погодних даних без складної попередньої обробки. Це рішення забезпечило високу надійність короткострокового прогнозу (до кількох діб) та краще визначення періодичних патернів затінення.

Перенесення знань (Transfer Learning) поступово стає трендом для регіонів із малою кількістю зібраних історичних даних. В огляді [16] аналізується зсув парадигм у бік глибокого навчання, включно з можливостями використання федеративного навчання та підходів на основі великих даних (Big Data DL). Впровадження комбінованої моделі Autoencoder-LSTM демонструє безпрецедентну узгодженість, показуючи коефіцієнт кореляції R^2 на рівні 99,98%, що виводить прогнозування на межу теоретичної передбачуваності.

1.2.3 Ансамблеві методи машинного навчання

Мінімізація відхилень між плановим і фактичним виробітком електроенергії є ключовою темою дослідження [17], де розглядається проблема оптимізації гіперпараметрів предиктивних моделей. Автори зазначають, що ізольовані алгоритми досягли своєї алгоритмічної межі, тому майбутнє за гібридними ансамблевими системами. Об'єднання кількох моделей з паралельною оптимізацією алгоритмами ройового інтелекту демонструє здатність знижувати середньоквадратичну похибку (RMSE) порівняно з базовими ізольованими методами машинного навчання.

Методи ансамблевого навчання на базі дерев ухвалення рішень зберігають високу ефективність у задачах прогнозування. Робота [18] присвячена порівняльному аналізу методів XGBoost та Random Forest для прогнозування сонячного генерування. Встановлено, що XGBoost, завдяки послідовному зменшенню градієнта похибок, краще справляється з нелінійними залежностями між температурою, вологістю та генерацією. Для

специфічних наборів даних ці алгоритми виявилися швидшими у 10-15 разів за LSTM без помітної втрати точності.

Розробка комплексних інструментів, що поєднують різні парадигми машинного навчання, дозволяє досягти стабільніших результатів. У дослідженні [19] запропонована гібридна архітектура ANN-XGBoost-Random Forest. Показники нейронної мережі та алгоритму XGBoost інтегруються як додаткові синтетичні ознаки для фінального регресора на базі Random Forest. Валідація продемонструвала, що такий багатосаровий ансамбль забезпечує найвищу точність у прогнозах на тиждень наперед, досягаючи середньої абсолютної похибки (MAE) на рівні 0,4669 кВт.

Усунення недоліків окремих ансамблевих алгоритмів здійснюється шляхом глибокого налаштування їхніх гіперпараметрів. Так, у [20] показано, що цілеспрямована оптимізація параметрів (глибини дерев, швидкості навчання, коефіцієнтів регуляризації) алгоритму XGBoost дозволяє додатково збільшити значення R^2 на 5-10% і знизити абсолютну помилку MAE на 0,01-0,06. Це робить налаштований XGBoost одним з найбільш робастних інструментів для умов нестабільної інсоляції.

Створення багаторівневих мета-алгоритмів (стекінг) відкриває нові горизонти у злитті моделей. Дослідження [21] розглядає підхід Stacking Regressor, де базовими моделями виступають XGBoost, Random Forest та LightGBM, а мета-модель вчиться на їхніх помилках, агрегуючи їхні найкращі властивості. На базі мультиспектральних метеорологічних даних із 12 різних географічних локацій доведено, що метод стекінгу дає найвищий рівень точності прогнозу (RMSE 0,1370) порівняно з будь-яким поодиноким деревом рішень.

Аналіз впливу різних ансамблевих методів на точність прогнозування для комерційних СЕС проведено в [22]. Автори порівнювали алгоритми сімейства бустингу (CatBoost, LightGBM, XGBoost) з алгоритмом Random Forest на реальному масиві експериментальних даних. Результати вказують на

те, що алгоритм LightGBM, який використовує гістограмний підхід до пошуку розбиття і алгоритми зростання дерев углиб (leaf-wise), є лідером за продуктивністю і точністю ($R^2 = 0,87$), витрачаючи при цьому значно менше ресурсів оперативної пам'яті.

Порівняння ансамблевих алгоритмів RF, XGBoost та LightGBM засвідчує, що кожен із них має окрему прикладну перевагу для прогнозування генерування ФЕС. Random Forest характеризується стійкістю до перенавчання завдяки усередненню великої кількості незалежних дерев і може ефективно реалізовуватися в паралельному режимі навчання [18]. XGBoost ґрунтується на градієнтному бустингу другого порядку, використовує інформацію про градієнти та гесіани функції втрат, а також містить механізми L1/L2-регуляризації, що підвищує його робастність за умов нелінійної залежності між метеорологічними параметрами та потужністю ФЕС [20]. LightGBM, у свою чергу, застосовує гістограмний підхід до побудови розбиттів і leaf-wise стратегію зростання дерев, що забезпечує високу швидкість навчання на великих наборах даних [22]. Стекінг дозволяє об'єднати переваги цих трьох алгоритмів, використовуючи мета-модель для зменшення систематичних помилок окремих прогнозів [21]. Саме тому ансамблева комбінація є особливо доцільною для нестабільних погодних умов, коли ізольована модель може втрачати узагальнювальну здатність.

Не менш важливою є здатність моделей прогнозувати внутрішньогодинні коливання іррадіансу для підтримки стабільності мікромереж. Дослідження [23] пропонує рамкову архітектуру на базі NGBoost (Natural Gradient Boosting) та глибоких нейромереж. Система спочатку використовує увагу (Attention) у гібридній структурі CNN-BiLSTM для складної інженерії ознак, а потім передає абстрактні патерни в алгоритм NGBoost для побудови ймовірнісних меж генерування. Такий метод знижує показник похибки CRPS на 29-40% порівняно зі звичайним NGBoost, генеруючи набагато вужчі і точніші інтервали прогнозування.

Зменшення впливу ручного підбору параметрів на результат роботи ансамблевих моделей досліджено у роботі [24]. Запропоновано використовувати набір метаевристичних алгоритмів (включаючи Social Spider Optimization та Cuckoo Search) для автоматичного налаштування методів опорних векторів (SVR) і штучних нейромереж. Передача функції тюнінгу параметрів еволюційним алгоритмам дозволила автоматизувати пошук оптимальних структур і знизити помилку моделі на величину від 12 до 50% порівняно зі стандартними конфігураціями моделей машинного навчання.

Необхідність роботи в реальних диспетчерських центрах стимулює створення детермінованих моделей для стабільних погодних умов, здатних мінімізувати апаратні витрати. Дослідження [25] пропонує використовувати гібрид K-means, аналізу сірої реляції (GRA) та регресії опорних векторів (SVR). Метод передбачає попередню кластеризацію погодних режимів, що значно спрощує завдання для регресора. В умовах стабільного сонячного освітлення (ідеальні погодні дні) така триступенева математична конструкція гарантує високу обчислювальну швидкість і стабільність.

1.2.4 Ймовірнісне прогнозування та оцінка невизначеності

Крім точкових детермінованих прогнозів, критично важливим аспектом для операторів диспетчерських центрів є розуміння меж невизначеності. Дослідження [26] фокусується на інтеграції ймовірнісного прогнозування сонячного генерування в процеси управління енергосистемами. Автори розглядають методи стохастичної та робастної оптимізації, які дозволяють враховувати асиметричний розподіл похибок протягом світлового дня. Показано, що впровадження 90-відсоткових предиктивних інтервалів замість жорстких точкових оцінок дозволяє суттєво зменшити ризики дисбалансу та знизити витрати на утримання гарячого резерву потужності.

Складність оцінки довірчих інтервалів при генеруванні електроенергії часто зумовлена специфікою розподілу сонячної радіації. У дослідженні [27]

цю проблему вирішують за допомогою вдосконаленої квантильної згорткової нейронної мережі з двостадійним навчанням. Запропонований підхід дозволяє формувати надійні ймовірнісні прогнози на наступний день, генеруючи не лише очікуване значення потужності, але й квантілі, що охоплюють діапазон можливих відхилень. Двостадійний процес навчання гарантує уникнення перехрещення квантилів, підвищуючи математичну коректність результатів.

У задачах стохастичного аналізу сонячного генерування традиційні методи генерування сценаріїв натрапляють на проблему прокляття розмірності. Дослідження [28] пропонує використовувати машинне навчання для генерування редукованих сценаріїв. Автори розробили механізм, який на основі історичних прогнозів та фактичних даних генерує репрезентативну множину сценаріїв з меншими обчислювальними витратами. Це дозволяє операторам мережі інтегрувати стохастичні оцінки в щоденне диспетчерське планування без потреби у використанні суперкомп'ютерів.

Практична експлуатація систем прогнозування часто стикається з тривіальною, але критичною проблемою - втратою або пошкодженням частини вхідних даних через збої сенсорів чи каналів зв'язку. У роботі [29] представлено комплексну ймовірнісну модель прогнозування потужності ФЕС, яка толерантна до відсутніх даних. Використовуючи методи інтелектуальної ім'ютації на основі глибокого навчання, система здатна відновлювати пропущені значення інсоляції та температури, підтримуючи високу точність ймовірнісного прогнозу навіть за умови втрати телеметричної інформації.

Підвищення точності середньострокових прогнозів (до 4 годин) вимагає глибокої корекції числових моделей погоди (NWP). Дослідження [30] демонструє точний алгоритм ймовірнісного прогнозування генерування ФЕС, який спирається на множинні метеорологічні змінні та інтелектуальну оптимізацію даних NWP. Модель ефективно коригує систематичні помилки метеорологічних служб щодо щільності хмарності, забезпечуючи

високонадійний 4-годинний прогноз, критично важливий для управління внутрішньоденним ринком електроенергії.

Однчасне генерування детермінованого та ймовірнісного прогнозів у рамках однієї архітектури є технічно складним завданням. У [31] реалізовано підхід на базі глибокої згорткової нейронної мережі (DCNN), яка безпосередньо приймає на вхід матриці метеорологічних даних та видає як точковий прогноз генерування, так і квантильні межі розподілу. Такий уніфікований підхід знижує загальні обчислювальні витрати системи та забезпечує операторам комплексне розуміння можливих ризиків.

Мета-навчання та використання даних числових прогнозів погоди (NWP), що не залежать від конкретної локації, описуються в [32]. Автори розробили універсальний алгоритм короткострокового прогнозування потужності ФЕС, здатний навчатися на агрегованих даних з великої кількості мікроелектростанцій і швидко адаптуватися (few-shot learning) до нових сонячних парків. Отримані результати підтверджують можливість масштабування подібних рішень на рівні магістральних операторів.

Оцінка "впевненості" моделі у власному прогнозі стає наріжним каменем інтеграції ймовірнісних рішень в АСУ ТП. Робота [33] представляє застосування байєсівської оптимізації гіперпараметрів для гібридної мережі CNN-LSTM-Attention. Байєсівський підхід не лише ефективно шукає оптимальну топологію шарів та швидкість навчання, але й генерує розподіли можливих помилок, що дозволяє диспетчеру розуміти ступінь довіри до згенерованого прогнозу генерування у кожний конкретний часовий проміжок.

1.2.5 Просторово-часові, гібридні та декомпозиційні підходи

На надкороткострокових горизонтах планування (від кількох хвилин до однієї години) головним фактором невизначеності виступає просторова динаміка руху хмар. Робота [34] присвячена огляду методів прогнозування генерування ФЕС з використанням наземних камер кругового огляду неба (sky

imagers). Зіставлення векторів руху хмар із розташуванням сонячного диска дозволяє передбачати різкі падіння потужності. Хоча такі системи вимагають складної обробки зображень у реальному часі, вони забезпечують неперевершену точність на інтервалах до 30 хвилин, компенсуючи запізнення традиційних супутникових знімків.

Вилучення як локальних, так і глобальних структурних ознак із зашумлених часових рядів є амбітним завданням. У [35] розроблено інноваційний метод короткострокового прогнозування на кількох часових горизонтах одночасно, поєднуючи варіаційну модову декомпозицію (VMD) та капсульні згорткові нейронні мережі. Декомпозиція розділяє складний сигнал генерування на простіші компоненти, а капсульна мережа ефективно фіксує просторово-часові ієрархії в даних метеопрогнозів. Результатом є висока адаптивність моделі до мінливих погодних режимів.

Збалансоване прогнозування стає особливо складним у гібридних системах, де сонячні станції об'єднані з вітровими генераторами. Публікація [36] пропонує адаптивну техніку на основі машинного навчання для оцінки вихідної потужності комбінованих ВЕС-СЕС систем. Модель безперервно оновлює свої вагові коефіцієнти в режимі реального часу, реагуючи на зміну режиму конвертації енергії. Такий підхід мінімізує сумарне відхилення гібридної системи від планового графіка, полегшуючи її інтеграцію в локальні розподільчі мережі.

Врахування просторово-часової кореляції між сусідніми фотоелектричними станціями відкриває нові можливості для зменшення похибок. У статті [37] описано непараметричний метод просторово-часового глибокого навчання на основі принципу максимальної вірогідності. Модель аналізує рух хмарних мас над кластером близько розташованих ФЕС, використовуючи зміни генерування на одній станції як предиктор для сусідньої. Це дозволило суттєво уточнити ймовірнісні прогнози для всього енергетичного вузла.

Подальший розвиток ідеї обміну даними між кількома об'єктами реалізовано в роботі [38]. Дослідники застосували графову мережу з вентилями рекурентними блоками (Deep Graph GRU) для просторово-часового багатозадачного навчання. Графова структура ідеально відтворює топологію розміщення станцій, а рекурентні блоки аналізують часову динаміку. Інтелектуальне злиття інформації забезпечило створення стійких короткострокових ймовірнісних прогнозів, що перевершують за точністю ізолювані моделі для кожної станції окремо.

Проблема вибору найбільш релевантних вхідних ознак для навчання мереж вирішується у статті [39]. Автори розробили робастний підхід, який об'єднує алгоритми відбору ознак (ReliefF, MRMR), варіаційну модову декомпозицію (VMD) та кілька архітектур глибокого навчання. Найвищу ефективність показала мережа GRU, яка при використанні п'яти виділених внутрішніх модових функцій (IMFs) та глобальної сонячної радіації досягла видатних результатів: показник RMSE знизився до 3,246, а коефіцієнт детермінації R^2 зріс до 0,9550, що підтверджує високу узгодженість прогнозу з фактичними даними.

Ігнорування фізичних втрат у фотоелектричних модулях та інверторах часто є слабким місцем суто статистичних моделей. У [40] запропоновано гібридний метод короткострокового прогнозування, що поєднує оптимізовану штучну нейронну мережу з фізичною моделлю перетворення енергії. Модель враховує температурні втрати, забруднення панелей та ефективність перетворення. Результати валідації на реальних даних в Австралії підтвердили зниження RMSE та нормалізованого nRMSE на 25% у дні зі щільною хмарністю, при цьому час навчання скоротився на 3% порівняно з алгоритмом XGBoost.

Усунення нестабільності вихідних часових рядів генерування є фокусом дослідження [41]. Запропоновано новітню гібридну модель VMD-GA-Conv-A-LSTM, де генетичний алгоритм оптимізує параметри декомпозиції VMD, після

чого підряди обробляються одновимірною згортковою мережею з механізмом уваги та LSTM. Випробування на австралійському наборі даних для 2-годинного горизонту прогнозування показало безпрецедентну точність: RMSE склало лише 0,1884 кВт, середня абсолютна похибка (MAE) - 0,0758 кВт, а R^2 досяг 0,9876, що робить цю модель ідеальним інструментом для диспетчеризації.

Оптимізація гіперпараметрів випадкових мереж дозволяє значно прискорити процес навчання без втрати якості. У дослідженні [42] розроблено алгоритм прогнозування на основі багоядерної мережі випадкових функціональних зв'язків (RVFL), гіперпараметри якої налаштовуються за допомогою алгоритму водного циклу (Water Cycle Algorithm). Цей біонічний підхід забезпечив надзвичайно швидку збіжність моделі, дозволяючи системі адаптивно оновлювати свої ваги протягом лічених секунд, що є критично важливим для внутрішньогодинного ринку.

Загальні тренди розвитку та конвергенції глибокого навчання з технологіями сонячної енергетики проаналізовано в комплексній роботі [43]. Автори резюмують, що майбутнє прогнозування генерування ФЕС нерозривно пов'язане з інтеграцією мультимодальних даних: супутникових знімків, даних локальних камер, телеметрії інверторів та числових моделей погоди. Огляд підтверджує, що найвищі показники точності та надійності наразі демонструють ансамблеві моделі глибокого навчання з механізмами розкладання сигналів на ортогональні моди.

Однією з головних проблем, що ускладнює широке впровадження систем глибокого навчання для нових сонячних парків, є відсутність накопичених історичних даних (проблема "холодного старту"). Для її вирішення у дослідженні [44] було запропоновано схему прогнозування PV-генерування на основі підходу Zero-Shot Learning. Дослідники використали рекурентну нейронну мережу, яка попередньо навчається на масивах даних із багатьох існуючих локацій, після чого до неї застосовується механізм

зважування на основі коефіцієнтів кореляції Пірсона. Застосування цієї моделі на 9 нових СЕС у Кореї дозволило скоротити абсолютну похибку MAE на 34,47% та RMSE на 15,94% порівняно зі стандартними методами перенесення знань.

Надзвичайно мінливі погодні умови кидають виклик більшості алгоритмів через їхню неможливість адаптації. У [45] презентовано гібридну структуру "штучна нейронна мережа + фізична модель перетворення", де ANN відповідає за прогнозування площинного іррадіансу (POA) та температури навколишнього середовища, тоді як деталізована математична модель транслює ці метеодані у вихідну потужність. Гібрид показав зниження похибки RMSE на 25% в дні з підвищеною хмарністю порівняно зі статистичними моделями.

Згладжування високочастотного шуму у вхідних даних перед подачею у прогнозну модель може радикально поліпшити її якість. В публікації [46] обґрунтовано використання емпіричної модової декомпозиції з часово-змінним фільтром (TVF-EMD) у поєднанні з машиною екстремального навчання (ELM). Розщеплення коливальних рядів сонячної потужності на ряд стабільних внутрішніх функцій (IMFs) сприяло тому, що ELM-мережа змогла засвоїти стійкі сезонні патерни. На базі чотирьох алжирських ФЕС продемонстровано зниження нормалізованої похибки (nRMSE) до значень менше 4%.

Висока розмірність просторових даних числових метеорологічних моделей часто уповільнює процес навчання нейронних мереж. У [47] цей недолік усувається за рахунок інтеграції механізму просторово-часової уваги (ProbSparse Self-Attention Network) до двопотокової архітектури. Механізм ігнорує малозначущі кореляції між сусідніми географічними точками, фокусуючись лише на найсильніших залежностях (рух масивних хмарних фронтів). Це знижує обчислювальну складність архітектури Transformer і дозволяє швидше адаптуватися до раптових флуктуацій генерування.

Вивчення подібності історичних днів дозволяє спростити роботу рекурентних нейромереж. Робота [48] поєднує алгоритми кластеризації історичних днів з моделлю часової згорткової мережі (TCN) та двонаправленою BLSTM. Кластеризація розподіляє погодні сценарії на типи, після чого TCN-BLSTM застосовує специфічні вагові коефіцієнти для кожного сценарію. Цей семантичний розподіл довів ефективність на об'єктах із високим ступенем нестабільності генерування, таких як австралійський центр DKASC.

Мінімізація негативних наслідків зміни клімату (збільшення кількості екстремальних явищ) спонукає розробників вдосконалювати глибокі ансамблі. Стаття [49] оцінює гібридну систему Stacking-Informer-LSTM на багатьох часових масштабах. Модель використовує передову архітектуру Informer для тривалого вилучення довготривалих залежностей і LSTM для точкової корекції. Впровадження ансамблевого алгоритму стекування (Stacking) зводить нанівець недоліки окремих алгоритмів при різких перепадах температури та атмосферного тиску.

Паралельна робота декількох згорткових та рекурентних блоків здатна повністю змінити підхід до вилучення ознак. Останнім оглядом у цьому розділі є стаття [50], в якій впроваджено багатоканальну згорткову нейромережу, об'єднану з рекурентними блоками (MCNN-LSTM). Ця парадигма передбачає подачу метеорологічних та системних (кути нахилу панелей) даних паралельними ізольованими каналами згортки. Злиття ознак відбувається на пізніших етапах, що запобігає втраті фізичного змісту кожної окремої змінної.

1.2.6 Прогнозування цін на ринку «на добу наперед»

Прогнозування цін на ринку «на добу наперед» є необхідною передумовою формування економічно обґрунтованих арбітражних стратегій УЗЕ, оскільки рішення щодо заряду та розряду накопичувача безпосередньо залежать від очікуваного цінового спреда між окремими годинами доби [51].

Цінові ряди РДН мають нелінійний і нестационарний характер: на них впливають попит, структура генерування, погодні умови, доступність міждержавних перетинів, обмеження мережі та поведінка учасників ринку. Класичні методи, зокрема ARIMA та регресійні моделі, можуть бути корисними для опису базових сезонних і добових закономірностей, однак їхня ефективність знижується за умов різких стрибків цін і зміни ринкової кон'юнктури. Методи машинного навчання, зокрема Random Forest та XGBoost, дають змогу враховувати нелінійні взаємозв'язки між ціною, навантаженням, метеорологічними параметрами та прогнозованою генерацією ВДЕ [18], [20]. Для нестационарних часових рядів доцільними є також архітектури глибокого навчання, зокрема LSTM та гібридні SSA-LSTM моделі, здатні виокремлювати трендові й високочастотні компоненти цінової динаміки. Окремим викликом залишається ефект канібалізації, коли масове використання накопичувачів для арбітражу змінює сам профіль ринкових цін і знижує точність прогнозу [52]. Для України це питання має додаткову специфіку, оскільки після 2022 року ціни РДН формуються в умовах воєнних ризиків, дефіциту гнучкого генерування, обмежень мережі та зростання ролі балансуючих інструментів [53], [54].

1.3 Системи накопичення електроенергії та методи керування ними

1.3.1 Технічні характеристики, оптимізація та деградація

Широке впровадження відновлюваних джерел енергії неможливе без ефективного керування акумуляторними установками збереження електроенергії (УЗЕ). У комплексному огляді [55] систематизовано методи оптимізації роботи УЗЕ, де акцентовано увагу на управлінні деградацією батарей, забезпеченні якості електроенергії та частотному регулюванні. Автори зазначають, що більшість існуючих алгоритмів фокусуються на збільшенні прибутку, але ігнорування обмежень, пов'язаних із станом здоров'я

(SoH) та глибиною розряду (DoD) акумуляторів, призводить до прискореного падіння ємності на 15-20% протягом перших років експлуатації.

Проблема деградації батарей при арбітражних операціях розглядається в роботі [56]. Дослідники Аргоннської національної лабораторії інтегрували дві моделі старіння літій-іонних батарей у графік диспетчеризації на ринку MISO. З'ясувалося, що ігнорування зносу батарей призводить до завищення очікуваного чистого приведенного доходу (NPV). Для системи з C-rate 1C прибуток падає з теоретичних 358 /кВт·год до реальних 194-314/кВт·год (втрата 12-46% доходу), що доводить критичну необхідність впровадження штрафних коефіцієнтів за циклування.

Нелінійний характер деградації акумуляторних систем істотно впливає на вибір стратегій керування УЗЕ, оскільки однакова кількість переданої енергії може призводити до різного рівня зносу залежно від глибини розряду (DoD), температурного режиму та C-rate [56]. Лінійні моделі деградації зручні для включення в оптимізаційні задачі, однак вони спрощують реальні електрохімічні процеси й не враховують прискореного старіння при глибокому циклуванні або роботі в несприятливому температурному діапазоні [57]. Нелінійні моделі зносу точніше описують накопичення втрати ємності та зростання внутрішнього опору, тому є важливими для оцінювання довгострокової прибутковості системи [58]. Врахування деградації в оптимізаційній задачі дає змогу уникати короткостроково вигідних, але ресурсно невиправданих режимів експлуатації [59]. Практичною метрикою такого оцінювання можуть бути еквівалентні повні цикли, які узагальнюють часткові цикли заряду-розряду та дозволяють пов'язати ринкову стратегію з очікуваним залишковим ресурсом батареї.

Паралельне використання УЗЕ на кількох ринках також пришвидшує їхній знос. Робота [57] детально досліджує деградацію літій-іонних акумуляторів, які одночасно забезпечують арбітраж і регулювання частоти. Шляхом моделювання на основі штучного інтелекту для станції second-life

батареї (SLB) ємністю 5,133 МВт·год автори показали здатність генерувати чистий прибуток у розмірі 539 доларів США на добу. Алгоритми управління дозволяють мінімізувати деградацію від високочастотних мікроциклів, роблячи використання відпрацьованих батарей з електромобілів економічно доцільним.

Просторовий розподіл та оптимальне розміщення акумуляторних систем у розподільчій мережі є ключем до стабілізації напруги. Дослідження [60] представляє дворівневу модель ко-оптимізації планування та експлуатації УЗЕ. Метод граничних значень обмежень використано для інтеграції рівнянь потокорозподілу в оптимізаційну задачу, що значно прискорило її розв'язання. Доведено, що такий підхід підвищує частку споживання відновлюваної енергії та зменшує індекс експлуатаційного ризику системи на 15-20% порівняно з традиційним плануванням.

Складність балансування між втратами енергії та операційними витратами в розподілених енергосистемах досліджується у статті [61]. Автори розробили двоцільову оптимізаційну платформу для конфігурації УЗЕ. Збільшення ефективності батарей безпосередньо впливає на її вихідну потужність: оптимізація дозволила знизити системні втрати енергії на 5,16%, хоча операційні витрати при цьому зросли на 3,95%. Аналіз доводить, що місце підключення УЗЕ може змінювати рівень системних втрат більш ніж у три рази.

Використання методів глибокого навчання з підкріпленням (DRL) відкриває нові можливості для управління накопичувачами в умовах невизначеності. Робота [62] застосовує алгоритм Proximal Policy Optimization (PPO) для оптимального диспетчерування УЗЕ у житлових будинках із сонячними панелями. Модель RL-агента адаптується до безперервних змін споживання та генерування в реальному часі. Результати підтвердили, що PPO-агент перевершує традиційні алгоритми управління, максимізуючи

рівень самозабезпечення будівлі та генеруючи більший економічний прибуток.

Проблема узгодження розміру батареї та витрат на електроенергію для мікромереж розглядається в [63]. Дослідники застосували алгоритм рою часток (PSO) та метод JAYA для мінімізації експлуатаційних витрат протягом 24-годинного горизонту планування з урахуванням ефекту деградації УЗЕ. Оптимізована система дозволила досягти мінімуму експлуатаційних витрат мікромережі, уникнувши передчасної заміни дороговартісних комірок.

Тривалий життєвий цикл проектів з гібридними накопичувачами вимагає ретельного планування інвестицій з огляду на "перекриття" різних енергоринків. У публікації [58] оцінено вплив деградації батарей на довгострокову прибутковість гібридних електростанцій, що одночасно торгують на ринку "на добу наперед" та на внутрішньоденному балансуючому ринку. Автори запропонували стратегію участі, яка обмежує агресивний арбітраж: незважаючи на упущену короткострокову вигоду, загальний дохід за життєвий цикл системи зріс завдяки збільшенню ресурсу батареї на 2-3 роки.

Застосування алгоритму самоадаптивної багатоцільової генетичної оптимізації (SAMOGA) описано в [59]. Дослідження вирішує проблему одночасної мінімізації капітальних витрат і вуглецевих викидів при плануванні мікромережі. Деградація УЗЕ змодельована як нелінійна функція від пропускної здатності енергії. Впровадження ієрархічної селекції дозволило алгоритму SAMOGA знайти оптимальні межі ємності набагато швидше і точніше за стандартні алгоритми, доводячи важливість урахування нелінійної деградації при проектуванні мікромереж.

Вплив сезонних коливань на планування мікро-енергетичних систем наведено у роботі [64]. Модель враховує сезонне зниження генерування сонячної енергії взимку та деградацію ємності сховищ енергії (SoH). Згідно з розрахунками, оптимальною виявилася архітектура з потужністю

накопичувачів 1-5 МВт та тривалістю стійкого розряду 1-2 години. Якщо рівень "здоров'я" батарей (SoH) падає нижче 0,2 протягом року, оптимізатор автоматично коригує коефіцієнт співвідношення ВЕС/ФЕС.

Мінімізація впливу помилок метеорологічних прогнозів на експлуатацію гібридних сховищ досягається завдяки інтелектуальним алгоритмам. У роботі [65] запропоновано конфігурацію системи зберігання, що включає second-life батареї, з використанням стратегії запобігання акумуляції помилок. Передача функції довгострокового зсуву енергії вживаним батареям, а високочастотного балансування - новим, дозволила усунути ефект каскадного накопичення відхилень генерування ВЕС, знизивши загальні капітальні витрати на 40% при збереженні планової надійності.

1.3.2 Ринкові стратегії участі УЗЕ та гібридні системи накопичення

Керування акумуляторними системами на конкурентних енергоринках вимагає точних торгових стратегій. Дослідження [51] пропонує стратегію крос-ринкового арбітражу для автономних УЗЕ, яка дозволяє купувати електроенергію за низькими цінами і продавати за високими. Розроблений бектест-рушій та оптимізаційна модель враховують невизначеність цінових прогнозів. Результати свідчать, що використання запропонованого алгоритму дозволяє збільшити операційний дохід завдяки високій волатильності ринку, при цьому втрата прибутку від неточності реальних цінових прогнозів становить не більше 5-8%.

Екологічний аспект арбітражних операцій накопичувачів часто залишається поза увагою. У статті [66] розроблено модель змішано-цілочисельного лінійного програмування (MILP), яка вперше кількісно оцінює компроміс між економічним прибутком УЗЕ та рівнем викидів CO₂ в енергосистемі Німеччини. Показано, що арбітраж із винятковою метою максимізації прибутку збільшує системні викиди на 7,5 тонн CO₂ на 1 МВт·год

ємності (близько 12% життєвого циклу батареї). Водночас, пожертвувавши лише 1,5-2,7% прибутку, оператор може уникнути 60% цих викидів.

Однчасна участь накопичувачів на ринках арбітражу та допоміжних послуг (наприклад, регулювання частоти) суттєво підвищує їхню рентабельність. У [67] представлена модель надійної оптимізації (robust optimization) для спільного надання цих двох послуг із дотриманням жорстких фізичних обмежень батареї у безперервному часі. Встановлено, що спільна участь акумуляторів у частотному регулюванні та арбітражі збільшує загальний прибуток у понад два рази та зменшує загальний пропуск енергії майже вдвічі порівняно з ізольованим наданням арбітражу.

Окрім ізольованих акумуляторів, все більшої популярності набувають гібридні системи накопичення енергії (HESS), які поєднують батареї з суперконденсаторами (SC). Огляд [68] фокусується на стратегіях енергоменеджменту таких систем, вказуючи, що розв'язання задачі технічної оптимізації (регулювання пікових струмів) найкраще виконують саме ультраконденсатори, продовжуючи термін служби літій-іонних батарей на 30-40%. Гібридизація дозволяє розділити базове навантаження і високочастотні імпульси, забезпечуючи оптимальний баланс.

Для керування HESS в мережах постійного струму необхідні швидкі та робастні алгоритми. У статті [69] запропоновано інноваційний метод на основі адаптивного фільтра (AFBM). Контролер динамічно розподіляє струми заряду та розряду між батареєю і суперконденсатором залежно від їхнього рівня заряду (SoC). Симуляції у MATLAB підтвердили, що AFBM перевершує традиційні методи фільтрації: він забезпечує більш рівномірний розподіл навантаження і зменшує коливання напруги.

Покращення динамічних характеристик автономних гібридних систем досягається завдяки нелінійному керуванню. Робота [70] презентує експериментальний аналіз нелінійного інтегрального керування в ковзному режимі (ISMC) для DC-мікромережі з фотоелектричними панелями, батареями

та суперконденсаторами. Внутрішній контур ISMC чітко регулює потужність накопичувачів, а класичний ПІ-регулятор підтримує напругу. Експерименти довели, що запропонована стратегія усуває нестабільність при глибокому розряді суперконденсатора.

Інтеграція гібридних масивів накопичувачів для згладжування флуктуацій вітрової генерування розглядається в [71]. Запропоновано групову стратегію координованого керування HESS, яка використовує емпіричну модову декомпозицію для розділення команд напруги та потужності. Алгоритм групового консенсусу (group consensus) забезпечує адаптивний розподіл потужності між різними пристроями зберігання в масиві. Дана стратегія підвищила якість вихідної електроенергії вітропарків.

Координація розподілених гібридних накопичувачів в ізольованих мікромережах потребує ієрархічної структури. У дослідженні [72] описано кооперативну стратегію керування, де надпровідний магнітний накопичувач (SMES) виступає центральним елементом, а батареї є розподіленими. Метод комутації режимів (MSC) дозволив SMES миттєво реагувати на перепади навантаження: при стрибку потужності в 400 кВт перенапруга DC-шини склала лише 5,6% порівняно з 26,9% при стандартному керуванні фільтрацією.

Проблема використання накопичувачів безпосередньо для зниження вуглецевого сліду енергомережі набуває все більшої актуальності. Стаття [73] формалізує задачу емісійно-свідомого планування (emission-aware scheduling) за допомогою методів робастної оптимізації. На відміну від стандартного "пік-шейвінгу" (peak shaving), накопичувачі розряджаються саме в ті години, коли мережа працює на найбільш вуглецевоємних генераторах. Використання нейромережових прогнозів навантаження дозволило оптимізувати диспетчеризацію та суттєво зменшити системні викиди CO₂.

Керування акумуляторами на рівні окремої будівлі в умовах стохастичного споживання висвітлено в [74]. Запропоновано динамічну модель марковського процесу прийняття рішень (MDP) з квантильною

регресією Фур'є. Масштабна оптимізаційна задача розв'язувалася за допомогою лінійного програмування. Тестування на реальних річних даних школи довело, що алгоритм MDP адаптується до невизначеності споживання з ефективністю від 30% до 99% залежно від політики ціноутворення.

Координація накопичувачів на макrorівні національних електромереж потребує багаторівневих підходів. Дослідження [75] аналізує концепцію багаторівневого координованого планування для спільних (shared) енергосховищ в умовах спотового ринку та ринку допоміжних послуг. Верхній рівень оптимізує заявки на добу наперед, середній відповідає за кліринг ринку, а нижній мінімізує витрати у внутрішньоденному періоді. Лінійна релаксація дозволила звести модель до змішано-цілочисельного лінійного програмування, що гарантувало високу швидкість обчислень.

Управління гібридними системами зберігання енергії (HESS) є критичним не лише для стаціонарних мереж, а й для гібридних електромобілів (HEV). Робота [76] досліджує синергію літій-іонних батарей та модулів літій-іонних конденсаторів в умовах реальних їзових циклів. Для зменшення негативного впливу пікових струмів на циклічний ресурс батареї, ультраконденсатори беруть на себе всі високочастотні навантаження (розгін, рекуперативне гальмування), сповільнюючи деградацію акумулятора на понад 30%.

Конфігурація HESS для електромобілів з фокусом виключно на мінімізацію деградації детально проаналізована в дослідженні [77]. Запропоновано нову топологію, яка координує роботу акумулятора та суперконденсатора за допомогою двох керованих перемикачів, уникаючи використання громіздких і дорогих двонаправлених DC/DC конвертерів. Симуляція на стандартних міських (UDDS) та трасових (HWFET) циклах показала, що оптимізоване перемикання здатне пом'якшити знос батареї на 80% від теоретично можливого максимуму.

Використання маховиків (flywheels) як альтернативи суперконденсаторам у мікромережах вивчено в роботі [78]. Запропоновано оптимальну стратегію диспетчеризації гібридної системи "батарея-маховик", де кількісно враховано напівемпіричну багатofакторну модель старіння батареї. Доведено, що додавання маховика стає економічно рентабельним лише за умови, якщо термін експлуатації мікромережі перевищує 15 років. Найкращим діапазоном SoC для мінімізації витрат було визначено 5%-90%, що знижує щоденні комплексні витрати на 1,10%.

Крім комбінування різних типів накопичувачів, ефективним рішенням є гібридизація самої хімії акумуляторних комірок. Дослідження [79] представляє багаторівневу структуру оптимізації для електромобілів, яка поєднує дві різні хімічні структури літій-іонних батарей (наприклад, NCA та NMC). Алгоритм спільно оптимізує розподіл ємності та поділ потужності між двома акумуляторами. Результати свідчать, що використання гібридного блоку NCA-NMC забезпечує найнижче загальне споживання енергії завдяки і ідеальному компромісу між потужністю та вагою.

Оптимізація розміру гібридних систем у мікромережах вкрай залежна від методів вирішення багатокритеріальних задач. Дослідження [80] пропонує використовувати комбінацію генетичного алгоритму сортування без домінування (NSGA-II) та алгоритму рою часток (PSO) для планування мікромережі. Оптимізатор генерує шість рішень Парето, балансує між капітальними витратами, рівнем проникнення ВДЕ та стабільністю. Аналіз доводить, що водневі системи найкраще підходять для сезонного балансування, тоді як батареї закривають добові коливання.

Планування мікромереж за допомогою ко-оптимізації як ємності, так і графіка диспетчеризації розглядається у [81]. У публікації використано ймовірнісний підхід до гібридних УЗЕ і суперконденсаторів. Розбиття оптимізаційного простору продемонструвало, що використання суто батарей для покриття високочастотних флуктуацій від сонячних панелей є економічно

недоцільним. Включення суперконденсаторів знизило необхідну номінальну потужність літій-іонних батарей на 15-20%, що істотно зменшило LCOE.

Узгодження економічних та екологічних критеріїв за допомогою змішано-цілочисельного лінійного програмування (MILP) досліджується в [83]. Розглянуто спільну оптимізацію розміру компонентів та енергоменеджменту для мінімізації вартості енергії та емісії вуглецю. Застосування дворівневого підходу дозволило точно обрахувати ефективність батарей. Встановлено, що перевищення ємності (oversizing) УЗЕ навіть на 10% веде до непропорційного зростання LCOE, тоді як точний розрахунок за допомогою MILP робить автономні сонячні станції фінансово конкурентними з дизель-генераторами.

Комерційний успіх УЗЕ на турецькому енергоринку оцінено в [84]. Дослідження фокусується на арбітражі енергії для гібридної сонячно-вітрової електростанції. Використовуючи систему тризонних тарифів, розроблена економічна модель показала, що батарея здатна акумулювати надлишки нічної вітрової та денної сонячної енергії для продажу в пікові вечірні години (18:00 - 23:00) з ефективністю 90%. Включення арбітражу забезпечило повну окупність капітальних інвестицій у встановлення батарей (payback period) рівно за 8 років.

Стратегія участі акумуляторних систем у безперервних внутрішньоденних ринках (XBID) в Європі висвітлена у публікації [53]. Для формування торгових заявок автори застосували алгоритми глибокого навчання з метою передбачення зональних цін і вірогідності акцептування заявок. Дані алгоритми забезпечили точність на 7-14% вищу, ніж базові статистичні моделі. Виявлено, що ризиковані торгові стратегії зменшили обсяги проданої енергії на 60%, але збільшили щорічний операційний прибуток на понад 9 млн євро.

Вплив арбітражної активності УЗЕ на формування оптових спотових цін докладно описано у звіті [52]. Використовуючи ітеративний механізм

коригування цін для німецького ринку, аналіз доводить, що активна участь УЗЕ в арбітражі суттєво "зрізає" цінові піки та піднімає ціни у провалах. Така структурна компресія цін призводить до поступового зниження прибутковості самого арбітражу (ефект канібалізації). Дослідження наголошує, що структура тарифів на зарядку безпосередньо формує поведінку батарей і динаміку гуртових цін.

Завершує огляд дослідження [54], присвячене одночасній координованій торгівлі УЗЕ на ринках спот і допоміжних послуг (FCR-N) у Данії. Запропоновано дворівневу стратегію з використанням алгоритму диференціальної еволюції (DE). Визначено, що при терміні експлуатації 15 років та обліку ставки дисконтування 9%, найприбутковішою конфігурацією є система 2 МВт·год / 4 МВт. Надання послуги FCR паралельно з класичним арбітражем забезпечує оператору чистий річний прибуток у розмірі 3,84 млн данських крон.

Арбітражна та балансуєча стратегії використання УЗЕ мають різну цільову функцію, хоча обидві спираються на здатність акумулятора змещувати електроенергію в часі. За арбітражної участі на РДН накопичувач заряджається в години низьких цін і розряджається в пікові цінові періоди, максимізуючи дохід від різниці цін [51], [84]. Натомість стратегія балансування ВДЕ орієнтована не лише на ціновий спред, а передусім на зменшення відхилень між прогнозованою та фактичною генерацією, що знижує витрати на небаланси [53]. Масове застосування однакових арбітражних алгоритмів може спричиняти ефект канібалізації, коли одночасні дії багатьох УЗЕ згладжують цінові піки й зменшують прибутковість самої стратегії [52]. Тому перспективним є поєднання участі у FCR та енергетичному арбітражі, що дозволяє розподіляти ресурс батареї між резервуванням потужності та торгівлею електроенергією [67], [54]. Вибір оптимальної стратегії залежить від точності прогнозу генерування, якості прогнозу цін і фактичної волатильності ринку.

Оптимізація спільних систем зберігання енергії вимагає комплексних підходів для одночасної участі на спотових ринках і ринках допоміжних послуг. Дослідження [85] формулює багаторівневу стратегію координованого диспетчерування, де на верхньому рівні формуються заявки, на середньому відбувається кліринг, а на нижньому мінімізуються внутрішньоденні відхилення. Застосування лінійної релаксації дозволило перетворити задачу на змішано-цілочисельне програмування, що гарантує стабільне вирішення та максимізацію арбітражного прибутку.

Традиційні емпіричні методи планування ємності накопичувачів часто не адаптуються до довгострокової динаміки мережі. Автори статті [86] поєднали алгоритм рою часток з рекурентною мережею (PSO-GRU) та механізмом Multihead-Attention для одночасного планування ємності і диспетчерування. Модель ефективно аналізує історичні дані навантаження та генерування, що дозволяє уникнути перевищення ємності (oversizing) акумуляторних станцій та забезпечує високу адаптивність до мінливих умов розумної мережі.

Оцінка впливу невизначеностей на довгострокові інвестиції у великі системи зберігання є фокусом дослідження [87]. Використовуючи індекс цінності стохастичного рішення (VSS), автори порівняли детерміновані та стохастичні підходи до планування акумуляторів для енергетичного переходу Німеччини. Аналіз довів, що стохастична оптимізація забезпечує додатковий валовий прибуток мережі до 800 млн євро щорічно, вимагаючи встановлення додаткових 42 ГВт·год ємності для компенсації штрафів за втрату навантаження.

Серед великомасштабних технологій зберігання енергії гідроакумулюючі електростанції (ГАЕС) залишаються найбільш зрілими рішеннями з ККД понад 80% [88], однак їх застосування потребує специфічної географічної інфраструктури і не розглядається у подальшому дослідженні.

1.4 Висновки до розділу 1

Незважаючи на стрімкий розвиток методів прогнозування відновлюваного генерування та керування системами накопичення енергії, їх практичне застосування виявляє низку системних проблем, які потребують подальшого дослідження. Однією з ключових залишається невідповідність між “ідеальними” навчальними даними, на яких будуються моделі машинного та глибокого навчання, і реальною фізичною телеметрією. На практиці метеорологічні та режимні дані часто містять пропуски, аномальні значення, затримки передавання, похибки вимірювань і порушення синхронізації. Це особливо критично для прогнозування генерування ФЕС, оскільки навіть незначні спотворення вхідних даних можуть призводити до суттєвого зростання похибки прогнозу, а отже — до збільшення небалансів та фінансових втрат виробника електроенергії.

Встановлено, що сучасні статистичні, машинні та нейромережеві методи мають значний потенціал для короткострокового прогнозування сонячного генерування, однак їх ефективність суттєво залежить від якості підготовки вхідних даних, релевантності навчальної вибірки та здатності моделі працювати в умовах різких змін метеорологічної ситуації. Методи глибокого навчання здатні відображати складні нелінійні залежності, проте залишаються чутливими до неповних або некоректних даних, а також часто функціонують як “чорний ящик”, що ускладнює інтерпретацію результатів і контроль фізичної допустимості отриманих прогнозів або керуючих дій.

Окремою проблемою є забезпечення фізичної коректності алгоритмів керування установками зберігання енергії. Моделі, орієнтовані лише на максимізацію економічного результату, можуть формувати режими заряду та розряду, які не повною мірою враховують обмеження стану заряду, допустимі струми, температурні режими, втрати енергії та деградацію акумуляторної системи. Тому під час розроблення алгоритмів керування УЗЕ необхідним є

поєднання ринкових критеріїв з фізичними та експлуатаційними обмеженнями накопичувача.

Показано, що ефективність використання УЗЕ в умовах енергетичного ринку визначається не лише можливістю арбітражу або зменшення небалансів, а й довгостроковими чинниками, зокрема деградацією батареї, зміною цінових спредів та ефектом ринкової канібалізації. У міру збільшення кількості накопичувачів одночасні дії учасників ринку можуть зменшувати різницю між “дешевими” та “дорогими” годинами, що знижує прибутковість арбітражних стратегій. За таких умов неточне врахування деградації УЗЕ може суттєво спотворювати оцінку економічної ефективності його використання.

Визначено, що додатковим викликом для прогнозування ФЕС і керування УЗЕ є зростання частоти екстремальних погодних явищ, які не завжди представлені в історичних даних. Аномальні теплові хвилі, тривалі періоди хмарності, пилові бурі або різкі зміни інсоляції знижують узагальнювальну здатність моделей прогнозування та ускладнюють формування надійних графіків відпуску електроенергії. Це підтверджує необхідність розроблення таких методів прогнозування і керування, які враховують невизначеність, якість вхідних даних, фізичні обмеження УЗЕ, ринкові сигнали та ризики небалансів як взаємопов’язані складові єдиного процесу оптимізації функціонування комплексу ФЕС+УЗЕ.

РОЗДІЛ 2

МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ ГЕНЕРУВАННЯ ФЕС, ЦІН РИНКУ ТА КЕРУВАННЯ СИСТЕМАМИ НАКОПИЧЕННЯ ЕНЕРГІЇ

2.1 Постановка задач дослідження

Аналіз існуючих досліджень (див. розділ 1), дав змогу виявити чотири системні проблеми, що суттєво обмежують ефективність інтеграції фотоелектричних станцій у конкурентний ринок електроенергії. Саме ці проблеми визначають предмет дослідження у даному розділі.

Перша проблема – розрив між ідеальними умовами навчання алгоритмів та реальною якістю телеметричних даних. На практиці сигнали датчиків інсоляції містять пропуски, викиди та систематичні зміщення, спричинені забрудненням обладнання, збоями каналів зв'язку та локальними атмосферними явищами. Більшість архітектур глибокого навчання є гіперчутливими до таких аномалій, що призводить до каскадного погіршення якості прогнозу саме в моменти найбільшої ринкової невизначеності. У даному розділі розробляється та вдосконалюється математичний апарат формування та відбору навчальної вибірки, що забезпечує стійкість моделі до зашумлених вхідних даних, зокрема фільтрація за обсягом генерування та часовими вікнами.

Друга проблема – відсутність фізичних обмежень у статистичних моделях управління системами накопичення енергії (проблема «чорного ящика»). Алгоритми оптимізації, що не враховують фізичні обмеження стану заряду (SoC), потужності заряду/розряду та ефективності циклу, можуть генерувати команди, що прискорюють деградацію батарей або порушують умови безпечної експлуатації. У цьому розділі формалізовано математичну

модель УЗЕ із явними фізичними обмеженнями, інтегрованими безпосередньо в постановку оптимізаційної задачі.

Третя проблема – ефект ринкової канібалізації та нелінійна деградація батарей. Зі зростанням кількості учасників, що застосовують арбітражні стратегії, цінові спреди стискаються, а прибутковість операцій падає. Водночас більшість моделей використовують спрощені лінійні функції зносу, які не відображають реальної залежності деградації літій-іонних батарей від температури, глибини розряду та кількості циклів. Розроблені в цьому розділі моделі враховують нелінійну деградацію через еквівалентний підрахунок циклів і штрафні коефіцієнти в цільовій функції.

Четверта проблема – нездатність детермінованих моделей прогнозування адекватно реагувати на кліматичні аномалії. Моделі, навчені на стабільних історичних даних, втрачають узагальнювальну здатність в умовах нетипових погодних подій. У даному розділі запропоновано ансамблевий підхід до прогнозування, де поєднання алгоритмів різної природи (RF, XGBoost, LightGBM) знижує ризик «провалів» якості за будь-яких погодних режимів [89].

Таким чином, Розділ 2 вирішує три взаємопов'язані задачі:

- побудова математичних моделей прогнозування генерування ФЕС із поступовим ускладненням архітектури - від базових статистичних методів до ансамблевих алгоритмів машинного навчання;
- математичне моделювання прогнозування цін на ринку «на добу наперед» із застосуванням методів конструювання ознак, декомпозиції часового ряду та корекції накопиченої похибки;
- формалізація математичної моделі системи накопичення енергії з урахуванням фізичних обмежень, нелінійної деградації та двох альтернативних стратегій ринкової участі.

Усі три блоки утворюють єдиний математичний пайплайн: підвищення точності прогнозу генерування → точніший прогноз ціни → оптимальне

керування УЗЕ. Зв'язність цих блоків є принциповою: якість прогнозу генерування безпосередньо визначає комерційну номінацію на РДН, точність прогнозу ціни визначає стратегію заряду/розряду накопичувача, а математична модель УЗЕ забезпечує реалізацію оптимального режиму з дотриманням фізичних обмежень і мінімізацією деградації.

2.2 Математичне моделювання прогнозування генерування фотоелектричних станцій

2.2.1 Загальна постановка задачі прогнозування енергогенерування фотоелектричної станції

Прогнозування генерування ФЕС формулюється як задача регресії на часових рядах. Нехай $P(t)$ – фактична потужність ФЕС у момент часу t (МВт·год), а $\hat{P}(t+h)$ – прогнозоване значення на горизонті h годин наперед. Для задач ринку «на добу наперед» горизонт прогнозу становить $h = 1, 2, \dots, 24$ год.

Вектор вхідних ознак моделі формується з трьох груп змінних:

$$\mathbf{x}(t) = \begin{bmatrix} P(t-1), \dots, P(t-\tau), \bar{P}_{3h}(t), \bar{P}_{6h}(t), \bar{P}_{24h}(t), GHI(t), T_{air}(t), CC(t), \sin\left(\frac{2\pi h_t}{24}\right), \\ \cos\left(\frac{2\pi h_t}{24}\right), \sin\left(\frac{2\pi m_t}{12}\right), \cos\left(\frac{2\pi m_t}{12}\right) \end{bmatrix}^T, \quad (2.1)$$

де τ – глибина авторегресійних лагів (від 1 до 24 год);

$\bar{P}_{kh}(t)$ – ковзне середнє за попередні k годин;

$GHI(t)$ – глобальна горизонтальна сонячна радіація (Вт/м²);

$T_{air}(t)$ – температура повітря (°C);

$CC(t)$ – хмарність (частки одиниці);

h_t – година доби;

m_t – місяць року.

Циклічне кодування часових ознак через функції $\sin/\cos$ забезпечує безперервність представлення добової та сезонної циклічності, що є критично важливим для моделей машинного навчання, які не здатні автоматично виявляти *periodicity* у дискретних числових ознаках (наприклад, при наївному кодуванні «година 23» і «година 0» мають нульову подібність, хоча фізично є сусідніми) [90].

Загальна функція прогнозу:

$$\hat{P}(t+h) = f(\mathbf{x}(t); \boldsymbol{\theta}) + \varepsilon(t), \quad (2.2)$$

де $f(\mathbf{x}(t); \boldsymbol{\theta})$ - параметрична функція моделі;

$\boldsymbol{\theta}$ - вектор параметрів, що визначається у процесі навчання;

$\varepsilon(t)$ - залишкова похибка.

Важливою особливістю задачі для горизонту 24 год є застосування авторегресійного підходу: прогноз на годину $t+1$ використовується як один із входів для прогнозу на годину $t+2$ тощо. Це дозволяє коректно врахувати накопичення похибки на горизонті 24 год і відповідає практиці реальних прогнозних сервісів:

$$\hat{P}(t+k) = f(\hat{P}(t+k-1), \hat{P}(t+k-2), \dots, P(t), z(t+k)), \quad (2.3)$$

де $z(t+k)$ - вектор екзогенних (метеорологічних та часових) ознак, доступних на момент формування прогнозу.

2.2.2 Метрики оцінювання якості прогнозу

Для оцінювання детермінованих прогнозів генерування ФЕС застосовуються стандартні метрики:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |\hat{P}(t) - P(t)|, \quad (2.4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\hat{P}(t) - P(t))^2}, \quad (2.5)$$

$$MBE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\hat{P}(t) - P(t)), \quad (2.6)$$

$$nMAE = \frac{MAE}{P_{inst}} \cdot 100\%, \quad nRMSE = \frac{RMSE}{P_{inst}} \cdot 100\%, \quad (2.7)$$

де N - кількість часових кроків (годин) у вибірці;

$P(t)$ - фактичне генерування ФЕС у годину t (МВт·год);

$\hat{P}(t)$ - прогнозоване значення; P_{inst} - встановлена потужність ФЕС (МВт).

Показник MBE характеризує систематичне зміщення прогнозу: від'ємне значення ($MBE < 0$) відповідає систематичному недооцінюванню генерування. В умовах ринку електроенергії України це має принципове значення: систематичне недооцінювання веде до консервативності комерційної номінації на РДН, зменшуючи частку продажу за ринковою ціною та переводячи частину фактичного виробітку у позитивні небаланси, що оплачуються за нижчою ціною.

Для оцінювання прогнозів у задачах планування ринку «на добу наперед» додатково застосовується показник $RSFE$ (Running Sum of Forecast Error) - накопичена відносна похибка:

$$RSFE = \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{P}_i - P_i)}{\sum_{i=1}^N P_i}, \quad (2.8)$$

Показник $RSFE$ характеризує середньодобову відносну похибку і є практичним інструментом оцінювання придатності моделі для формування ринкових заявок. За результатами власних досліджень, оптимізована модель

Random Forest забезпечила $RSFE = 21\%$, що відповідає прийнятному рівню для практичного застосування.

З економічної точки зору важливим є не лише середній рівень похибки, а й асиметрія наслідків при дефіциті та надлишку генерування. На ринках із двоціновими схемами врегулювання небалансів, характерними для України, дефіцит врегулюється дорожче, що робить систематичне недооцінювання генерування набагато дорожчим за аналогічне переоцінювання [91].

2.2.3 Формування та фільтрація навчальної вибірки

Одним із ключових етапів побудови моделі прогнозування є коректне формування навчальної вибірки. Оскільки генерування ФЕС суттєво різниться між сезонами, використання всього річного масиву даних для навчання моделі призводить до погіршення якості прогнозу через суперечливий вплив записів із різних пір року.

Часове вікно навчальної вибірки. Для обмеження навчальної вибірки за часовим вікном відносно цільового місяця m^* застосовується умова:

$$\mathcal{D}_{train} = \{(x_i, P_i) : m_i \in [m^* - \Delta m, m^* + \Delta m]\}, \quad (2.9)$$

де Δm - розмір часового вікна у місяцях.

Аналіз показав, що оптимальним є $\Delta m = 2$, тобто навчальна вибірка формується з двох місяців до та двох місяців після цільового місяця. Розширення вікна до $\Delta m = 3$ погіршує точність ($RSFE$ зростає з 47% до 51%), оскільки генерування у червні більш подібне до квітня та травня, ніж до березня.

Фільтрація за годиною доби. Генерування ФЕС суттєво залежить від часу доби через зміну кута падіння сонячного проміння. Тому для прогнозу конкретної години h^* навчальна вибірка обмежується записами лише для цієї години:

$$\mathcal{D}_{hour} = \{(x_i, P_i) \in \mathcal{D}_{train} : h_i = h^*\}, \quad (2.10)$$

Застосування цього обмеження дозволило знизити $RSFE$ з 47% до 22%.

Фільтрація за обсягом генерування. Записи з маргінальними значеннями потужності (надто малими або надто великими відносно добового середнього) вилучаються з навчальної вибірки:

$$\mathcal{D}_{filtered} = \left\{ (x_i, P_i) \in \mathcal{D}_{hour} : \alpha_{min} \leq \frac{P_i}{\bar{P}_{day,i}} \leq \alpha_{max} \right\}, \quad (2.11)$$

де $\bar{P}_{day,i}$ - середнє добове генерування для i -го запису;

α_{min} та α_{max} - нижня та верхня граничні частки.

Оптимальні значення $\alpha_{min} = 0,50$ та $\alpha_{max} = 1,50$ забезпечили зниження $RSFE$ з 47% до 22% при одночасному зменшенні максимальної похибки $RSFE$ з 86% до 34%.

Таким чином, повна процедура формування оптимальної навчальної вибірки може бути записана як:

$$\mathcal{D}_{train}^* = \mathcal{D}_{train} \cap \mathcal{D}_{hour} \cap \mathcal{D}_{filtered}. \quad (2.12)$$

Порівняння результатів оптимізації навчальної вибірки наведено в таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 - Результати оптимізації навчальної вибірки для моделі Random Forest

Конфігурація вибірки	RSFE _ mid , %	RSFE _ min , %	RSFE _ max , %
Повний річний масив	50	10	180
Вікно ± 3 місяці	51	32	116
Вікно ± 2 місяці	47	28	86

Вікно ± 2 міс. + фільтр за годиною	22	8	70
Вікно ± 2 міс. + фільтр за годиною + фільтр за обсягом	22	17	34

Ключовим результатом є не лише зниження середньої похибки, а й суттєве зменшення її максимуму - з 86% до 34%. Це означає, що модель стає значно стабільнішою в умовах різних погодних режимів, що є критично важливим для практичного застосування на ринку електроенергії [92].

2.2.4 Базова модель прогнозування на основі алгоритму Random Forest

Random Forest є ансамблевим методом машинного навчання, що будує множину незалежних дерев рішень та об'єднує їх прогнози для отримання стабільного та точного результату. Ключова перевага методу полягає в адаптивності до змін погодних умов і сезонних коливань, що є критично важливим для задач прогнозування генерування ФЕС. Алгоритм здатен моделювати нелінійні залежності між метеорологічними факторами та вихідною потужністю, обробляти великі набори ознак без їх попереднього масштабування, автоматично оцінювати важливість вхідних параметрів та виявляти складні взаємозв'язки між змінними в умовах невизначеності.

Загальна структура алгоритму. Нехай задана навчальна вибірка $\mathcal{D}_{train}^* = \{(\mathbf{x}_i, P_i)\}_{i=1}^n$, де $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^d$ - вектор вхідних ознак, P_i - відповідне значення генерування ФЕС. Random Forest будує B незалежних дерев рішень $T_{bb=1}^B$. Кожне дерево T_b навчається на бутстрап-вибірці $\mathcal{D}_b$, яка формується випадковим відбором із заміненням n спостережень із $\mathcal{D}_{train}^*$:

$$D_b = Bootstrap(D_{train}^*), \quad |D_b| = n. \quad (2.13)$$

При побудові кожного вузла дерева розбиття виконується не за всіма d ознаками, а лише за випадково обраною підмножиною розміром m_{try} :

$$m_{try} \approx \frac{d}{3}. \quad (2.14)$$

Така процедура подвійної рандомізації - за спостереженнями та за ознаками - забезпечує низьку кореляцію між деревами та суттєво підвищує стійкість ансамблю до перенавчання.

Формування прогнозу. Прогноз ансамблю для нової точки $\mathbf{x}(t)$ формується як середнє арифметичне прогнозів усіх B дерев:

$$\hat{P}_{RF}(t) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T_b(\mathbf{x}(t)). \quad (2.15)$$

Така процедура усереднення є математично обґрунтованою: якщо кожне дерево має дисперсію σ^2 і коефіцієнт попарної кореляції ρ , то дисперсія ансамблю становить:

$$\sigma_{RF}^2 = \rho \cdot \sigma^2 + \frac{1-\rho}{B} \cdot \sigma^2. \quad (2.16)$$

При $B \rightarrow \infty$ залишається лише перший доданок $\rho \cdot \sigma^2$, що підкреслює важливість мінімізації кореляції між деревами через рандомізацію.

Оцінка важливості ознак. Важливість j -ї ознаки визначається через середнє зниження дисперсії у вузлах усіх дерев ансамблю, де виконується розбиття за цією ознакою:

$$VI_j = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \sum_{v \in T_b(j)} n_v \left[\hat{\sigma}_v^2 - \left(\frac{n_L}{n_v} \hat{\sigma}_{vL}^2 + \frac{n_R}{n_v} \hat{\sigma}_{vR}^2 \right) \right], \quad (2.17)$$

де $\hat{\sigma}_v^2, \hat{\sigma}_{vL}^2, \hat{\sigma}_{vR}^2$ - дисперсії у батьківському та дочірніх вузлах;

n_v, n_L, n_R - кількість спостережень у відповідних вузлах.

Аналіз важливості ознак дозволяє виявити найбільш інформативні вхідні змінні. За результатами власних досліджень найбільший внесок у точність прогнозу генерування ФЕС здійснюють: сонячна радіація $GHI(t)$, авторегресійні лаги $P(t-1)$, $P(t-24)$, циклічні часові ознаки та хмарність.

Критерій розбиття вузлів. При виборі оптимального порогу розбиття s для ознаки j алгоритм мінімізує залишкову суму квадратів:

$$\min_{j,s} \left[\sum_{x_{ij} \leq s} (P_i - \bar{P}_L)^2 + \sum_{x_{ij} > s} (P_i - \bar{P}_R)^2 \right], \quad (2.18)$$

де $\bar{P}_L$ та $\bar{P}_R$ - середні значення генерування у лівому та правому підвузлах відповідно.

Застосування та результати. У межах власного дослідження алгоритм Random Forest застосовано як базову модель прогнозування генерування ФЕС встановленою потужністю 9,5 МВт. Навчальна вибірка формувалась за оптимізованою процедурою (підрозділ 2.2.3). За результатами тестування на незалежній вибірці досягнуто $RSFE_{mid} = 21\%$ після застосування фільтра Савіцького-Голея, що відповідає прийнятному рівню для практичного застосування на ринку електроенергії [93].

2.2.5 Ансамблева модель RF + XGBoost + LightGBM

Для підвищення стійкості прогнозу та зниження ризику «провалів» якості за мінливих погодних умов застосовується ансамбль трьох алгоритмів різної природи: Random Forest (бегінг), XGBoost та LightGBM (обидва - варіанти градієнтного бустингу). Концептуальна відмінність між цими підходами полягає в тому, що бегінг будує дерева паралельно та незалежно,

тоді як бустинг будує їх послідовно, кожного разу концентруючись на виправленні помилок попереднього.

Алгоритм XGBoost. На кроці m будується нове дерево f_m , що мінімізує регуляризований функціонал другого порядку:

$$L^{(m)} = \sum_{t=1}^N \left[g_t f_m(\mathbf{x}_t) + \frac{1}{2} h_t f_m^2(\mathbf{x}_t) \right] + \Omega(f_m), \quad (2.19)$$

де $g_t = \partial_{\hat{P}_t^{(m-1)}} l(P_t, \hat{P}_t^{(m-1)})$ та $h_t = \partial_{\hat{P}_t^{(m-1)}}^2 l(P_t, \hat{P}_t^{(m-1)})$ - перша та друга похідні функції втрат; для MSE: $g_t = \hat{P}_t^{(m-1)} - P_t, h_t = 1$.

Регуляризатор складності дерева:

$$\Omega(f_m) = \gamma K + \frac{1}{2} \lambda \sum_{k=1}^K w_k^2, \quad (2.20)$$

де K - кількість листів дерева;

w_k - ваги листів;

γ, λ - гіперпараметри регуляризації.

Використання похідних другого порядку дозволяє XGBoost ефективніше апроксимувати поверхню функції втрат порівняно зі звичайним градієнтним бустингом.

Прогноз на m -му кроці:

$$\hat{P}^{(m)}(t) = \hat{P}^{(m-1)}(t) + \eta \cdot f_m(\mathbf{x}(t)), \quad (2.21)$$

де $\eta \in (0,1]$ - швидкість навчання (learning rate), що зменшує внесок кожного нового дерева і підвищує стійкість до перенавчання.

Алгоритм LightGBM. LightGBM використовує два ключових вдосконалення порівняно з класичним бустингом.

Гістограмний підхід - неперервні ознаки дискретизуються у b бінів перед побудовою дерева, що скорочує кількість операцій пошуку оптимального порогу розбиття з $O(n \cdot d)$ до $O(b \cdot d)$:

$$\hat{g}_k = \sum_{i \in \text{bin}_k} g_i, \quad \hat{h}_k = \sum_{i \in \text{bin}_k} h_i. \quad (2.22)$$

Оптимальний бін для розбиття обирається за максимальним приростом:

$$\text{Gain} = \frac{1}{2} \left[\frac{\hat{g}_L^2}{\hat{h}_L + \lambda} + \frac{\hat{g}_R^2}{\hat{h}_R + \lambda} - \frac{(\hat{g}_L + \hat{g}_R)^2}{\hat{h}_L + \hat{h}_R + \lambda} \right] - \gamma. \quad (2.23)$$

Зростання вглиб (leaf-wise) - на кожному кроці розщеплюється лист із максимальним зниженням функції втрат, а не весь рівень дерева (level-wise), що дозволяє будувати більш асиметричні та точні дерева при фіксованій кількості листів.

Формування фінального ансамблю. Прогноз ансамблю трьох моделей формується як зважена сума:

$$\hat{P}_{ens}(t) = w_1 \cdot \hat{P}_{RF}(t) + w_2 \cdot \hat{P}_{XGB}(t) + w_3 \cdot \hat{P}_{LGB}(t), \quad (2.24)$$

де $w_1 + w_2 + w_3 = 1$; ваги $w_i \geq 0$ визначаються мінімізацією функції втрат на валідаційній вибірці:

$$\{w_1^*, w_2^*, w_3^*\} = \arg \min_{w_1 + w_2 + w_3 = 1} \frac{1}{N_{val}} \sum_{t=1}^{N_{val}} \left(\hat{P}_{ens}(t) - P(t) \right)^2. \quad (2.25)$$

Практична перевага ансамблю полягає не лише у підвищенні середньої точності, а передусім у суттєвому зниженні максимальної помилки. Якщо одна з моделей «провалюється» за певного погодного режиму, ансамбль компенсує цей недолік за рахунок решти складових. За результатами власних досліджень

ансамбль RF+XGBoost+LightGBM забезпечив: $MAE = 577,5$ кВт, $nMAE = 6,08\%$, $RMSE = 1139,8$ кВт, $nRMSE = 12,0\%$, $MBE = -312$ кВт для реальної ФЕС потужністю 9,5 МВт за 9 місяців 2025 року [94].

2.2.6 Згладжування прогнозу: фільтр Савіцького-Голя

Незважаючи на загальну точність ансамблевої моделі, вихідний прогноз може містити залишкові високочастотні осциляції, спричинені локальними аномаліями у тренувальних даних. Для їх усунення застосовується фільтр Савіцького-Голя, який базується на локальній поліноміальній апроксимації методом найменших квадратів у ковзному вікні.

Нехай задано вікно розміром $2k+1$ навколо точки t . Поліном степеня d апроксимує значення прогнозу у цьому вікні:

$$\hat{P}_{ens}(t+j) \approx \sum_{l=0}^d a_l \cdot j^l, \quad j = -k, \dots, k. \quad (2.26)$$

Коефіцієнти a_l визначаються методом найменших квадратів:

$$\mathbf{a} = (\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{P}, \quad (2.27)$$

де $\mathbf{H}$ - матриця Вандермонда розміром $(2k+1) \times (d+1)$ з елементами $H_{j,l} = j^l$.

Згладжене значення прогнозу в точці t відповідає значенню полінома при $j = 0$:

$$\hat{P}_{sg}(t) = \sum_{j=-k}^k c_j \cdot \hat{P}_{ens}(t+j), \quad (2.28)$$

де c_j - коефіцієнти фільтра (рядок матриці $(\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T$ м, що відповідає $j = 0$).

Ключова перевага фільтра Савіцького-Голя порівняно зі звичайним ковзним середнім полягає у збереженні положення локальних максимумів і

мінімумів (піків генерування ФЕС), тоді як ковзне середнє систематично зрізає ці піки. При застосуванні фільтра з параметрами $k = 3$, $d = 2$ додатково знижено $RSFE_mid$ з 22% до 21%, що підтверджує доцільність постобробки прогнозів алгоритмами цифрової фільтрації [95].

2.2.7 Оцінка невизначеності прогнозу та квантильний підхід до формування номінації на РДН

Детерміновані прогнози генерування ФЕС, розглянуті у попередніх підрозділах, надають єдине точкове значення $\hat{P}(t+h)$ для кожної години горизонту прогнозу. Однак в умовах конкурентного ринку електроенергії точкового прогнозу недостатньо: оператор ФЕС повинен приймати рішення про комерційну номінацію в умовах невизначеності, знаючи, що відхилення від номінації трансформуються у фінансово значущі небаланси з асиметричними наслідками.

Постановка задачі квантильного прогнозування. Замість єдиного значення $\hat{P}(t+h)$ квантильний підхід оцінює умовний розподіл $F(p|\mathbf{x}(t))$ та будує прогноз для заданого квантиля $\tau \in (0,1)$:

$$\hat{P}_\tau(t+h) = F^{-1}(\tau|\mathbf{x}(t)), \quad (2.29)$$

де $F^{-1}(\tau|\mathbf{x}(t))$ - квантильна функція (обернена функція розподілу).

Інтерпретація: з ймовірністю τ фактичне генерування не перевищить $\hat{P}_\tau(t+h)$, і з ймовірністю $(1-\tau)$ - перевищить.

Квантильна функція втрат. Для навчання квантильних регресорів використовується асиметрична функція втрат (pinball loss):

$$L_\tau(P, \hat{P}_\tau) = \begin{cases} \tau(P - \hat{P}_\tau), & P \geq \hat{P}_\tau \\ (1-\tau)(\hat{P}_\tau - P), & P < \hat{P}_\tau \end{cases}. \quad (2.30)$$

Математично це можна записати компактно:

$$\mathcal{L}_\tau(P, \hat{P}_\tau) = \max[\tau(P - \hat{P}_\tau), (\tau - 1)(P - \hat{P}_\tau)]. \quad (2.31)$$

Ключова властивість: при $\tau = 0,5$ функція зводиться до симетричної МАЕ (медіанна регресія); при $\tau > 0,5$ штраф за недооцінювання вищий за штраф за переоцінювання, що спонукає модель зміщуватись вгору.

Зв'язок квантиля номінації з економічною ефективністю. В умовах асиметричного ціноутворення небалансів, характерного для ринку електроенергії України, вибір квантиля номінації τ^* є інструментом управління ризиком. Оптимальний квантиль визначається балансом між ціною позитивного та негативного небалансів:

$$\tau^* = \arg \max_\tau \mathbb{E} \left[\begin{array}{l} \lambda_{DAM}(t) \cdot \hat{P}_\tau(t) + \lambda_{imb}^+(t) \cdot \max(0, P(t) - \hat{P}_\tau(t)) - \\ - \lambda_{imb}^-(t) \cdot \max(0, \hat{P}_\tau(t) - P(t)) \end{array} \right], \quad (2.32)$$

де $\lambda_{imb}^+(t)$ та $\lambda_{imb}^-(t)$ - ціни позитивного та негативного небалансів відповідно.

При симетричному ціноутворенні ($\lambda_{imb}^+ = \lambda_{imb}^-$) оптимальним є медіанний квантиль $\tau^* = 0,5$. При асиметрії ($\lambda_{imb}^- > \lambda_{imb}^+$), коли дефіцит дорожчий за надлишок, оптимальний квантиль зміщується вниз: $\tau^* < 0,5$.

Для ринку електроенергії України виявлене співвідношення цін небалансів становить $\bar{\lambda}_{imb}^- / \bar{\lambda}_{imb}^+ \approx 1,79 - 2,18$ залежно від стратегії управління УЗЕ. За такої асиметрії теоретично оптимальний квантиль:

$$\tau^* = \frac{\lambda_{imb}^-}{\lambda_{imb}^+ + \lambda_{imb}^-} \approx 0,64 - 0,68. \quad (2.33)$$

Практична інтерпретація: вибір квантиля $\tau = 0,40 - 0,45$ зменшує ризик дефіциту у години з високою ціною балансууючої енергії «вгору»; вибір

$\tau = 0,55 - 0,60$ доцільний у години значного цінового спреду РДН, коли монетизація надлишку важливіша за страхування від дефіциту.

Предиктивні інтервали. Для формування $(1-\alpha) \times 100\%$ предиктивного інтервалу будуються два квантілі - нижня межа $\hat{P}_{\alpha/2}$ та верхня межа $\hat{P}_{1-\alpha/2}$:

$$PI_{1-\alpha}(t) = [\hat{P}_{\alpha/2}(t+h), \hat{P}_{1-\alpha/2}(t+h)]. \quad (2.34)$$

Ширина інтервалу $\Delta PI = \hat{P}_{1-\alpha/2} - \hat{P}_{\alpha/2}$ є мірою локальної невизначеності прогнозу: у дні зі стабільною ясною погодою інтервал вузький, у дні з мінливою хмарністю - широкий. Саме ширина предиктивного інтервалу є практичним сигналом для адаптивного вибору квантіля номінації: чим ширший інтервал, тим більш консервативною (нижчою) має бути номінація.

Реалізація квантильного прогнозу в ансамблевих моделях. У межах алгоритму Random Forest квантильний прогноз реалізується без перенавчання моделі через розподіл прогнозів листів ансамблю. Для нової точки $\mathbf{x}(t)$ кожне дерево T_b повертає набір значень навчальних спостережень у відповідному листі $L_b(\mathbf{x}(t))$:

$$\hat{F}_{RF}(p | \mathbf{x}(t)) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \frac{1}{|L_b|} \sum_{i \in L_b(\mathbf{x}(t))} \mathbb{1}[P_i \leq p]. \quad (2.35)$$

Квантильний прогноз:

$$\hat{P}_{\tau, RF}(t) = \inf \{ p : \hat{F}_{RF}(p | \mathbf{x}(t)) \geq \tau \}. \quad (2.36)$$

Такий підхід не вимагає додаткового навчання і природно розширює детерміновану модель RF до повноцінного квантильного регресора, що робить його особливо привабливим для практичних застосувань [96].

2.3 Математичне моделювання прогнозування цін на ринку «на добу наперед»

2.3.1 Загальна постановка задачі прогнозування цін РДН

Ціна ринку «на добу наперед» $\lambda(t)$ (EUR/МВт·год) є нелінійним, нестационарним процесом, що визначається балансом попиту і пропозиції в енергосистемі, структурою генеруючих потужностей, часткою відновлюваних джерел та регуляторними механізмами ринку. Для оператора ФЕС точний прогноз ціни РДН є необхідною умовою як для формування оптимальної комерційної номінації, так і для вибору стратегії керування УЗЕ – адже рішення про заряд чи розряд накопичувача безпосередньо залежить від очікуваної ціни у кожній годині наступної доби.

Задача прогнозування цін РДН формулюється як задача регресії на часових рядах. Нехай $\lambda(t)$ - ціна РДН у годину t (EUR/МВт·год), а $\hat{\lambda}(t+h)$ - прогнозоване значення на горизонті h годин. Для задач ринку «на добу наперед» горизонт прогнозу становить $h = 1, 2, \dots, 24$ год:

$$\hat{\lambda}(t+h) = g(z(t); \phi). \quad (2.37)$$

Такий підхід не вимагає додаткового навчання і природно розширює детерміновану модель RF до повноцінного квантильного регресора, що робить його особливо привабливим для практичних застосувань [97].

2.3.2 Конструювання ознак для прогнозування цін РДН

Якість прогнозування цін РДН критично залежить від коректного вибору вхідних ознак. На відміну від суто статистичних підходів, що використовують лише лаги самого цінового ряду, у даному дослідженні застосовується підхід конструювання ознак із фізичним змістом, що відображають баланс попиту і пропозиції в енергосистемі.

Торговий простір теплового генерування. Ключовою ознакою, що безпосередньо визначає рівень маржинальної ціни, є обсяг торгового простору теплових блоків - різниця між регульованим навантаженням та генеруванням пріоритетних (безвуглецевих) джерел. Відновлювані джерела та атомне генерування, як правило, мають пріоритет за умови клірингу ринку. Тому теплове генерування відіграє роль маржинального виробника, і саме її торговий простір визначає цінову рівновагу:

$$P_{thermal} = P_{load} - P_{linking} - P_{wind} - P_{solar} - P_{nuclear} - P_{self}, \quad (2.38)$$

де P_{load} - регульоване навантаження енергосистеми;

$P_{linking}$ - перетоки по міжсистемних зв'язках;

$P_{wind}, P_{solar}, P_{nuclear}$ - генерування вітру, сонця та атомних станцій відповідно;

P_{self} - виробництво власних блоків.

Показник $P_{thermal}$ відображає здатність ринку до корекції на основі поточного балансу попиту і пропозиції та тісно пов'язаний із формуванням ринкових цін.

Мінімальний технічний вихід теплових блоків. Для врахування гнучкості теплових блоків вводиться додаткова ознака FP , що відображає різницю між торговим простором теплового генерування та мінімальним технічним обсягом виробництва:

$$FP = P_{thermal} - P_{th_cap} \cdot \theta_M, \quad (2.39)$$

де P_{th_cap} - встановлена потужність теплових блоків; θ_M - коефіцієнт мінімального технічного виходу.

Цей показник відображає, наскільки теплове генерування здатне знижувати виробництво в умовах надлишку ВДЕ, і безпосередньо впливає на

простір оптимізації при кліринзі ринку. За результатами оптимізаційного аналізу найкраще значення $\theta_M = 0,6$, що відповідає типовим технічним характеристикам теплових блоків (60-70% від номінальної потужності).

Часові та авторегресійні ознаки. Для врахування внутрішньодобової та тижневої циклічності цін додатково включаються:

$$z_{time}(t) = \left[\sin \frac{2\pi \cdot h_t}{24}, \cos \frac{2\pi \cdot h_t}{24}, \sin \frac{2\pi \cdot d_t}{7}, \cos \frac{2\pi \cdot d_t}{7} \right]^T, \quad (2.40)$$

де h_t - година доби;

d_t - день тижня.

Лаги самого цінового ряду $\lambda(t-1), \lambda(t-2), \dots, \lambda(t-24)$ включаються для врахування автокореляційної структури ринкових цін [98].

2.3.3 Відбір ознак на основі коефіцієнта кореляції Пірсона

Для відбору найбільш інформативних ознак із сформованого набору застосовується аналіз лінійної кореляції на основі коефіцієнта Пірсона. Коефіцієнт кореляції між ознакою X та цільовою змінною λ обчислюється як:

$$r_{X,\lambda} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(\lambda_i - \bar{\lambda})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \cdot \sum_{i=1}^n (\lambda_i - \bar{\lambda})^2}}, \quad (2.41)$$

де $\bar{X}$ та $\bar{\lambda}$ - вибіркові середні відповідних змінних;

n - обсяг вибірки.

Значення $r \in [-1, 1]$: при $r = 1$ - повна позитивна лінійна кореляція, при $r = -1$ - повна негативна, при $r = 0$ - відсутність лінійної залежності.

Інтерпретація сили кореляції наведена в таблиці 2.2.

Таблиця 2.2 - Шкала інтерпретації коефіцієнта кореляції Пірсона

r	Сила кореляції
0,0 - 0,2	Дуже слабка або відсутня
0,2 - 0,4	Слабка
0,4 - 0,6	Помірна
0,6 - 0,8	Сильна
0,8 - 1,0	Дуже сильна

До вектора вхідних ознак моделі включаються змінні з $|r| \geq 0,5$. За результатами аналізу ринкових даних найвищий рівень кореляції з ціною РДН демонструють: максимальний коефіцієнт завантаження ($r = 0,837$), референтна ціна ($r = 0,673$), торговий простір теплового генерування ($r = 0,696$), показник ΔP ($r = 0,520$) та частка ВДЕ у структурі генерування ($r = -0,619$).

Вибір коефіцієнта Пірсона як основного інструменту відбору ознак обґрунтовується його обчислювальною ефективністю та прозорістю інтерпретації. Нелінійні залежності між ознаками та ціновим рядом компенсуються подальшим застосуванням SSA-декомпозиції та LSTM, які здатні виявляти складні нелінійні структури у даних [99].

2.3.4 Нормалізація вхідних даних

Перед подачею даних у нейромережеву модель виконується нормалізація всіх вхідних ознак за формулою мін-макс масштабування:

$$X'_i = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}, \quad (2.42)$$

де X_i - вихідне значення ознаки;

$X_{\min}, X_{\max}$ - мінімальне та максимальне значення ознаки у навчальній вибірці.

Ця процедура відображає всі вхідні ознаки на інтервал $[0, 1]$, що забезпечує рівновагу між ознаками різних масштабів і прискорює збіжність алгоритму зворотного поширення помилки. Нормалізація також зменшує

ризик чисельної нестабільності у процесі навчання через згасання або вибух градієнта.

Параметри нормалізації (X_{min}, X_{max}) визначаються виключно на навчальній вибірці та застосовуються без змін до тестової та прогнозної вибірок - для запобігання витоку інформації з майбутніх даних у процес навчання моделі [100].

2.3.5 Декомпозиція цінового ряду методом сингулярного спектрального аналізу (SSA)

Ціновий ряд РДН є нестационарним і містить одночасно кілька компонент різної природи: довгостроковий тренд, добову та тижневу сезонність, стохастичний шум та нерегулярні цінові стрибки (spike events). Безпосереднє прогнозування такого складного ряду однією моделлю призводить до змішування цих компонент і погіршення точності. Для вирішення цієї проблеми застосовується метод сингулярного спектрального аналізу (SSA), який дозволяє розкласти ряд на інтерпретовані ортогональні складові.

Крок 1. Побудова траєкторної матриці. Для одновимірного часового ряду $\lambda = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N]$ при заданому вікні $L (1 < L < N)$ формується траєкторна матриця Ганкеля розміром $L \times K$, де $K = N - L + 1$:

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} \lambda_1 & \lambda_2 & \dots & \lambda_K \\ \lambda_2 & \lambda_3 & \dots & \lambda_{K+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda_L & \lambda_{L+1} & \dots & \lambda_N \end{pmatrix}. \quad (2.43)$$

Кожен стовпець матриці $\mathbf{X}$ є «вікном» ряду довжиною L , зрушеним на один крок.

Крок 2. Сингулярний розклад (SVD). Траєкторна матриця розкладається на суму матриць рангу 1:

$$\mathbf{X} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T = \sum_{k=1}^L \sigma_k \mathbf{u}_k \mathbf{v}_k^T, \quad (2.44)$$

де $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_L \geq 0$ - сингулярні числа (корені власних значень матриці $\mathbf{X}\mathbf{X}^T$);

$\mathbf{u}_k$ та $\mathbf{v}_k$ - ліві та праві сингулярні вектори відповідно.

Відносний внесок k -ї компоненти у дисперсію ряду:

$$\omega_k = \frac{\sigma_k^2}{\sum_{j=1}^L \sigma_j^2}. \quad (2.45)$$

Крок 3. Групування компонент. Компоненти об'єднуються у дві групи: сигнальна $\mathcal{I}_s$ (перші r компонент із найбільшими σ_k) та шумова $\mathcal{I}_n$ (решта):

$$\mathbf{X}_s = \sum_{k \in \mathcal{I}_s} \sigma_k \mathbf{u}_k \mathbf{v}_k^T, \quad \mathbf{X}_n = \sum_{k \in \mathcal{I}_n} \sigma_k \mathbf{u}_k \mathbf{v}_k^T. \quad (2.46)$$

Крок 4. Реконструкція ряду. Реконструйований сигнальний ряд λ_s отримується діагональним усередненням (hankelization) матриці $\mathbf{X}_s$: кожне значення $\lambda_{s,t}$ визначається як середнє всіх елементів матриці $\mathbf{X}_s$, що лежать на t -й антидіагоналі.

У даному дослідженні ціновий ряд розкладається на 10 компонент, з яких перші 5 утворюють «сигнальну» групу (тренд та основні гармоніки сезонності), а решта 5 - «шумову» групу. Кожна із двох груп прогнозується окремою моделлю LSTM, що дозволяє максимально використати здатність мережі до навчання на специфічних динамічних структурах [101].

2.3.6 Модель LSTM для прогнозування компонент цінового ряду

Для прогнозування кожної реконструйованої компоненти після SSA-декомпозиції застосовується рекурентна нейронна мережа типу LSTM (Long

Short-Term Memory). На відміну від класичних RNN, архітектура LSTM вирішує проблему згасання градієнта при навчанні на довгих послідовностях завдяки механізму керованих вентилів.

Комірка LSTM на кроці t описується системою рівнянь:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (\text{вентиль входу}), \quad (2.47)$$

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (\text{вентиль виходу}), \quad (2.48)$$

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (\text{вентиль виходу}), \quad (2.49)$$

$$\tilde{c}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (\text{ознака стану}), \quad (2.50)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tilde{c}_t \quad (\text{оновлення стану комірки}), \quad (2.51)$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t) \quad (\text{прихований стан}), \quad (2.52)$$

де f_t, i_t, o_t - вентиля забування, входу та виходу;

c_t - вектор стану комірки;

h_t - прихований стан (вихід комірки);

W_*, b_* - матриці ваг та зміщення відповідно;

$\sigma(\cdot)$ - сигмоїдна функція активації;

$\odot$ - поелементне множення (операція Адамара).

Вентиль забування f_t визначає, яка частина попереднього стану c_{t-1} зберігається (при $f_t \approx 1$ - майже повне збереження, при $f_t \approx 0$ - повне забування).

Вентиль входу i_t регулює, яка частина нової інформації $\tilde{c}_t$ записується до стану комірки. Вентиль виходу o_t визначає, яка частина стану комірки передається до прихованого стану h_t .

Фінальний прогноз ціни РДН формується як сума прогнозів двох компонентних груп (сигнальної та шумової):

$$\hat{\lambda}(t+h) = \hat{\lambda}_s(t+h) + \hat{\lambda}_n(t+h). \quad (2.53)$$

Така лінійна суперпозиція є математично обґрунтованою завдяки адитивній властивості SSA-декомпозиції: оригінальний ряд точно дорівнює сумі всіх реконструйованих компонент.

Архітектура LSTM-моделі у даному дослідженні включає 2 приховані LSTM-шари та 1 повнозв'язний (Dense) шар на виході. Навчання виконується з оптимізатором Adam, швидкістю навчання $\eta = 0,001$, розміром батчу 96 і кількістю епох 100. Для запобігання перенавчанню застосовується Dropout із коефіцієнтом 0,2 між LSTM-шарами [102].

2.3.7 Корекція накопиченої похибки при рекурентному прогнозуванні

При рекурентному прогнозуванні на горизонт $h > 1$ годин прогноз кожного наступного кроку формується з використанням прогнозних значень попередніх кроків як входів. Це призводить до накопичення похибки: помилка на кроці $t+1$ стає частиною входу для кроку $t+2$, і так далі. На горизонті 24 год цей ефект може призводити до суттєвого погіршення якості прогнозу, особливо у дні з нетиповою ринковою динамікою.

Для компенсації накопиченої похибки застосовується метод корекції на основі аналізу помилок подібних днів.

Крок 1. Відбір подібних днів. Для прогнозованого дня відбираються M найбільш подібних днів з історичної вибірки. Подібність визначається через дискретну відстань Фреше між послідовностями вхідних ознак прогнозованого дня та кожного історичного дня:

$$d(P, Q) = \min_{\mathcal{L}} \max_i d(\alpha_i, \beta_i), \quad (2.54)$$

де $\mathcal{L} = \{(\alpha_i, \beta_i)\}$ - набір відповідностей між елементами послідовностей P та Q ;

$d(\alpha_i, \beta_i)$ - відстань між елементами.

Загальна подібність між прогнозованим і j -м історичним днем:

$$F_j = \prod_{i=1}^k \frac{1}{d_{i,j}}, \quad (2.55)$$

де k - кількість використаних ознак;

$d_{i,j}$ - відстань Фреше за i -ю ознакою між прогнозованим і j -м днем.

Відбираються $M = 30$ днів із найвищим значенням $F_{_j}$.

Крок 2. Формування корекційної послідовності. Для кожного з M подібних днів обчислюються погодинні помилки прогнозу (різниця між прогнозним та фактичним значенням ціни). Корекційне значення для кожної години t формується як медіана помилок відповідної години для M подібних днів:

$$med_t = \text{median}(\varepsilon_{1,t}, \varepsilon_{2,t}, \dots, \varepsilon_{M,t}), \quad (2.56)$$

де $\varepsilon_{j,t}$ - похибка прогнозу на годину t для j -го подібного дня.

Крок 3. Застосування корекції. Скоригований прогноз ціни:

$$\tilde{\lambda}(t) = \hat{\lambda}(t) + med_t. \quad (2.57)$$

Застосування медіани замість середнього забезпечує стійкість корекційної послідовності до цінових стрибків (spike events), що є характерною рисою ринкових цін. Використання медіани гарантує коректний напрям корекції навіть за наявності викидів у помилках подібних днів.

За результатами застосування даного методу MAPE рекурентного прогнозу знижується з 11,11% до 5,01%, що підтверджує ефективність корекції накопиченої похибки [103].

2.3.8 Порівняльний аналіз моделей прогнозування цін РДН

Для підтвердження ефективності запропонованої архітектури FC-SSA-LSTM виконується порівняльний аналіз із базовими моделями. Результати тестування на незалежній вибірці наведені в таблиці 2.3.

Таблиця 2.3 - Порівняння якості прогнозування цін РДН різними моделями

Модель	R^2	MAE	MAPE, %	RMSE
FC-SSA-LSTM	0,997	8,894	9,99	11,472
FC-LSTM	0,981	17,679	38,44	28,666
LSTM	0,978	18,916	36,41	31,160
SVM	0,976	20,328	20,13	32,727
BPNN	0,942	25,895	33,36	40,080

Порівняння результатів свідчить про суттєву перевагу архітектури FC-SSA-LSTM над усіма базовими моделями. Ключовим чинником цієї переваги є поєднання трьох елементів: (1) конструювання ознак із фізичним змістом, що забезпечує змістовну інформацію про ринковий баланс попиту і пропозиції; (2) SSA-декомпозиція, яка виконує шумопоглинання та виділення структурних компонент цінового ряду; (3) метод корекції помилок при рекурентному прогнозуванні, що усуває накопичення систематичної похибки [104].

2.4 Математична модель системи накопичення енергії та управління нею

2.4.1 Загальна постановка задачі управління УЗЕ

В умовах конкурентного ринку електроенергії України оператор ФЕС несе фінансову відповідальність за відхилення між погодинною комерційною номінацією та фактичним відпуском електроенергії. Установка накопичення енергії розглядається як інструмент підвищення керованості генерування ФЕС

та оптимізації фінансового результату на ринку. Залежно від обраної стратегії УЗЕ може виконувати дві принципово різні функції:

- **Арбітражна функція** - часове перенесення енергії з годин низьких цін РДН до годин високих цін, що підвищує середньозважену ціну продажу електроенергії;

- **Балансуюча функція** - компенсація дефіцитів генерування ФЕС, що зменшує обсяги та вартість врегулювання негативних небалансів на балансуєчому ринку.

Загальна задача керування УЗЕ формулюється як задача оптимізації на дискретному часовому горизонті $T = 24$ год із погодинною дискретизацією:

$$\max_{\{u(t)\}_{t=1}^T} R(\mathbf{u}), \quad \mathbf{u} \in U, \quad (2.58)$$

де $\mathbf{u} = \{P_{ch}(t), P_{dis}(t)\}_{t=1}^T$ - вектор керуючих змінних (потужності заряду та розряду у кожен годину);

$R(\mathbf{u})$ - цільова функція (дохід або економія);

U - допустима область, визначена фізичними обмеженнями системи [105].

2.4.2 Модель функціонування УЗЕ

Стан заряду акумуляторної системи $E(t)$ (МВт·год) на початку кожної розрахункової години t описується рівнянням балансу енергії:

$$E(t) = E(t-1) + P_{ch}(t) \cdot \eta_{ch} - \frac{P_{dis}(t)}{\eta_{dis}}, \quad (2.59)$$

де $P_{ch}(t)$ - потужність заряду протягом години t (МВт·год);

$P_{dis}(t)$ - потужність розряду протягом години t (МВт·год);

η_{ch} - ККД заряду; η_{dis} - ККД розряду.

Повний ККД циклу (round-trip efficiency):

$$\eta_{rt} = \eta_{ch} \cdot \eta_{dis}. \quad (2.60)$$

Для сучасних літій-іонних систем накопичення $\eta_{ch} = \eta_{dis} = 0,938$, що відповідає $\eta_{rt} = 0,88$. Це означає, що на кожні 100 МВт·год закачаної енергії на виході отримується лише 88 МВт·год, і цей енергетичний «збиток» повинен компенсуватися достатньою різницею цін між годинами заряду та розряду.

Фізичні обмеження системи накопичення:

$$E_{min} \leq E(t) \leq E_{max}, \quad (2.61)$$

$$0 \leq P_{ch}(t) \leq P_{max}^{ch} \cdot u_{ch}(t), \quad (2.62)$$

$$0 \leq P_{dis}(t) \leq P_{max}^{dis} \cdot u_{dis}(t), \quad (2.63)$$

$$u_{ch}(t) + u_{dis}(t) \leq 1, \quad u_{ch}(t), u_{dis}(t) \in \{0,1\}, \quad (2.64)$$

де E_{min}, E_{max} - мінімальний та максимальний допустимий рівень заряду (визначаються через SoC_{min} та SoC_{max});

$P_{max}^{ch}, P_{max}^{dis}$ - максимальна потужність заряду та розряду;

$u_{ch}(t), u_{dis}(t)$ - бінарні змінні, що унеможливають одночасний заряд і розряд в одну й ту саму годину.

Параметри дослідної системи накопичення наведено в таблиці 2.4.

Таблиця 2.4 - Технічні параметри дослідної системи накопичення енергії

Параметр	Позначення	Значення
Номінальна потужність заряду/розряду	$P_{max}^{ch} = P_{max}^{dis}$	1 МВт
Енергетична ємність	E_{max}	2 МВт·год
Мінімальний рівень заряду	E_{min}	0 МВт·год
ККД заряду	η_{ch}	0,938
ККД розряду	η_{dis}	0,938
Повний ККД циклу	η_{rt}	0,88

Встановлена потужність ФЕС	P_{inst}	9,5 МВт
-------------------------------	------------	---------

2.4.3 Модель небалансів та ринкові формули

Небаланс ФЕС у годину t визначається як відхилення фактичного відпуску від погодинної комерційної номінації:

$$\Delta E(t) = E_{fact}(t) - E_{plan}(t), \quad (2.65)$$

де $E_{fact}(t)$ - фактичний відпуск електроенергії ФЕС (з урахуванням роботи УЗЕ) протягом години t (МВт·год);

$E_{plan}(t)$ - погодинна комерційна номінація (план), МВт·год.

При $\Delta E(t) > 0$ виникає позитивний небаланс (надлишок генерування відносно плану), при $\Delta E(t) < 0$ - негативний небаланс (дефіцит). Асиметрія фінансових наслідків є принциповою особливістю ринку електроенергії України: негативний небаланс (дефіцит) врегульовується за вищою ціною, що формує основну частину фінансових втрат оператора ФЕС.

Ціни врегулювання небалансів за механізмом двоцінового розрахунку:

$$\lambda_{imb}^+(t) = \min(\lambda_{DAM}(t), \lambda_{BM}^{down}(t)), \quad (2.66)$$

$$\lambda_{imb}^-(t) = \max(\lambda_{DAM}(t), \lambda_{BM}^{up}(t)), \quad (2.67)$$

де $\lambda_{DAM}(t)$ - ціна РДН у годину t (EUR/МВт·год);

$\lambda_{BM}^{down}(t), \lambda_{BM}^{up}(t)$ - ціни балансуєної енергії «вниз» та «вгору» відповідно.

За результатами аналізу ринкових даних України за 9 місяців 2025 року, середньозважена ціна негативного небалансу перевищує ціну позитивного небалансу у 1,79-2,18 рази залежно від стратегії управління УЗЕ. Такий рівень асиметрії є визначальним аргументом на користь пріоритизації захисту від дефіциту генерування при виборі стратегії управління накопичувачем.

2.4.4 Стратегія 1: Арбітраж на ринку «на добу наперед»

У межах арбітражної стратегії УЗЕ виконує часове перенесення енергії з годин мінімальних цін РДН до годин максимальних цін. Алгоритм формування графіка заряду/розряду базується на аналізі цінового профілю попередньої доби як наближення до очікуваного профілю прогнозованої доби.

Модифікована комерційна номінація з урахуванням роботи УЗЕ:

$$E_{plan}^{arb}(t) = \hat{P}_{ens}(t) - P_{ch}(t) + P_{dis}(t), \quad (2.68)$$

де $\hat{P}_{ens}(t)$ - прогнозоване генерування ФЕС ансамблевою моделлю у годину t .

Ключова особливість арбітражної стратегії полягає у тому, що графік заряду/розряду УЗЕ застосовується симетрично як до прогнозного, так і до фактичного профілю генерування ФЕС. Відповідно небаланс - різниця між фактичним та номінованим обсягом - практично не змінюється порівняно з базовим сценарієм (без УЗЕ). Економічний ефект формується виключно через зміну середньозваженої ціни продажу на РДН.

Цільова функція максимізує додатковий дохід від підвищення середньозваженої ціни реалізації:

$$\max_{\{P_{ch}(t), P_{dis}(t)\}} \sum_{t=1}^T \lambda_{DAM}(t) \cdot [P_{dis}(t) - P_{ch}(t)], \quad (2.69)$$

за умов виконання фізичних обмежень УЗЕ (підрозділ 2.4.2) та умови збалансованості циклу:

$$E(0) = E(T) = E_0, \quad (2.70)$$

де E_0 - початковий рівень заряду. Умова збалансованості гарантує, що УЗЕ не «витрачає» свій енергетичний ресурс протягом доби, а лише перерозподіляє його в часі.

Маржинальна умова прибутковості арбітражу: операція заряд-розряд є економічно доцільною тоді і лише тоді, коли:

$$\lambda_{DAM}(t_{dis}) - \frac{\lambda_{DAM}(t_{ch})}{\eta_{rt}} > 0, \quad (2.71)$$

тобто ціна в годину розряду t_{dis} має перевищувати ціну в годину заряду t_{ch} , скориговану на втрати в циклі. За результатами дослідження середня ціна годин заряду становила 82,46 EUR/МВт·год, а середня ціна годин розряду - 199,04 EUR/МВт·год, що за $\eta_{rt}=0,88$ забезпечує позитивну маржу та підтверджує економічну доцільність арбітражу на українському ринку [106].

2.4.5 Стратегія 2: Балансування генерування ФЕС

У межах балансуючої стратегії УЗЕ використовується як буфер для компенсації дефіцитів генерування ФЕС, що безпосередньо зменшує обсяг дорогих негативних небалансів. На відміну від арбітражної стратегії, комерційна номінація залишається незмінною (визначається прогнозом ФЕС), а УЗЕ впливає виключно на фактичний відпуск електроенергії.

Фактичний відпуск комплексу ФЕС+УЗЕ:

$$E_{fact}^{bal}(t) = P_{pv}^{fact}(t) + P_{dis}^{def}(t) + P_{dis}^{grid}(t) - P_{ch}(t), \quad (2.72)$$

де $P_{pv}^{fact}(t)$ - фактичне генерування ФЕС без УЗЕ у годину t ;

$P_{dis}^{def}(t)$ - розряд УЗЕ для покриття дефіциту генерування (компенсація негативного небалансу);

$P_{dis}^{grid}(t)$ - розряд УЗЕ у мережу у години пікових цін понад потреби балансування;

$P_{ch}(t)$ - заряд УЗЕ з мережі.

Алгоритм управління УЗЕ за балансуючою стратегією реалізується у три фази:

Фаза 1 - нічний заряд (мінімальні ціни РДН, як правило 00:00-05:00):

$$P_{ch}(t) = P_{max}^{ch}, \quad \lambda_{DAM}(t) = \min_{t' \in [0, 24]} \lambda_{DAM}(t'), \quad E(t) < E_{max}. \quad (2.73)$$

Фаза 2 - денне балансування (вікно генерування ФЕС, 06:00-16:00):

$$P_{dis}^{def}(t) = \min\left(\max\left(0, E_{plan}(t) - P_{pv}^{fact}(t)\right), P_{max}^{dis}, E(t-1) \cdot \eta_{dis}\right). \quad (2.74)$$

Фаза 3 - вечірній розряд (пікові ціни РДН, 17:00-22:00):

$$P_{dis}^{grid}(t) = \min\left(P_{max}^{dis} - P_{dis}^{def}(t), (E(t-1) - E_{min}) \cdot \eta_{dis}\right). \quad (2.75)$$

Цільова функція мінімізує сукупні витрати на врегулювання небалансів з урахуванням вартості заряду:

$$\min \sum_{t=1}^T \left[\lambda_{imb}^{-}(t) \cdot \max\left(0, -\Delta E^{bal}(t)\right) - \lambda_{imb}^{+}(t) \cdot \max\left(0, \Delta E^{bal}(t)\right) + \lambda_{DAM}(t) \cdot P_{ch}(t) \right], \quad (2.76)$$

де $\Delta E^{bal}(t) = E_{fact}^{bal}(t) - E_{plan}(t)$ - небаланс за балансуючою стратегією [106].

2.4.6 Еквівалентна модель деградації УЗЕ

Кожен цикл заряд-розряд спричиняє незворотні хімічні зміни в акумуляторних комірках, що поступово знижує ємність системи. Для кількісного обліку зносу батарей при формуванні стратегій управління використовується модель еквівалентних повних циклів.

Еквівалентна кількість повних циклів за розрахунковий горизонт T :

$$N_{cyc} = \frac{\sum_{t=1}^T P_{dis}(t)}{E_{max}}. \quad (2.77)$$

За результатами дослідження за 9 місяців 2025 року обидві стратегії реалізували близько 240 еквівалентних циклів при ємності УЗЕ 2 МВт·год, що відповідає практично однаковому рівню фізичного зносу системи та підтверджує коректність порівняльного аналізу стратегій.

Відносний знос батарей за цикл визначається нелінійною функцією глибини розряду DoD та температури комірки T_{cell} :

$$\delta_{cyc}(DoD, T_{cell}) = \alpha \cdot DoD^\beta \cdot \exp\left(\frac{\gamma}{T_{cell}}\right), \quad (2.78)$$

де α, β, γ - параметри, що визначаються на основі даних виробника батарей.

Загальне зниження стану здоров'я системи (ΔSoH) за плановий горизонт:

$$\Delta SoH = \sum_{t=1}^T \delta_{cyc}(DoD(t), T_{cell}(t)). \quad (2.79)$$

Вартість деградації як штрафний доданок у цільовій функції:

$$C_{deg} = C_{repl} \cdot \Delta SoH, \quad (2.80)$$

де C_{repl} - питома вартість заміни акумуляторної системи (EUR/МВт·год).

Включення C_{deg} до цільової функції дозволяє знаходити управлінські рішення, які не просто максимізують короткостроковий дохід, але й мінімізують довгострокові витрати на обслуговування УЗЕ.

2.4.7 Обсяг накопиченої енергії УЗЕ, як стратегічний ресурс

Управління станом заряду (SoC) є ключовим аспектом операційної стратегії УЗЕ, особливо у задачах балансування ФЕС. Якщо УЗЕ витратить запас енергії занадто рано (у перші денні години), вона втрачає здатність страхувати дефіцит у найкритичніші вечірні години з максимальними цінами балансуючої енергії. Натомість надмірно консервативне резервування SoC призводить до недовикористання потенціалу накопичувача.

Для оцінювання оптимального рівня резервування SoC вводиться показник «ризик дефіциту» - ймовірність того, що накопичувач не матиме достатньо енергії для покриття дефіциту у критичну годину:

$$\text{Risk}_{def}(t) = P(E(t-1) < \Delta E_{expected}^-(t) / \eta_{dis}), \quad (2.81)$$

де $\Delta E_{expected}^-(t)$ - очікуваний дефіцит генерування у годину t , що оцінюється на основі квантильного прогнозу ФЕС.

Зв'язок між квантилем номінації τ та рівнем резервування SoC формується через оптимізаційну умову:

$$SoC_{reserve}^*(t) = \frac{1}{\eta_{dis}} \cdot \sum_{t'=t}^T \hat{P}_{\tau^*}^{def}(t') \cdot \mathbf{1}[\lambda_{BM}^{up}(t') > \lambda_{DAM}(t')], \quad (2.82)$$

де $\hat{P}_{\tau^*}^{def}(t')$ - очікуваний дефіцит на рівні квантиля τ^* ;

індикаторна функція $\mathbf{1}[\cdot]$ виділяє години, де ціна балансуючої енергії «вгору» перевищує ціну РДН (тобто години, де дефіцит є найбільш витратним).

Таким чином, SoC розглядається не просто як технічний параметр, а як стратегічний ресурс, розподіл якого у часі безпосередньо визначає фінансову ефективність системи [107].

2.5 Оптимізація розміщення УЗЕ у розподільних електричних мережах на основі методу ідеального струморозподілу

Ефективність використання акумуляторних систем накопичення енергії у складі фотоелектричних станцій визначається не лише алгоритмами їх заряду та розряду, а й місцем приєднання до електричної мережі. Якщо накопичувач встановлено у вузлі, режим роботи якого недостатньо узгоджений із графіками навантаження, напрямками потоків потужності та технічними обмеженнями мережевих елементів, то навіть економічно привабливий графік використання УЗЕ може спричиняти збільшення втрат електроенергії, небажані відхилення напруги або перевантаження ліній і трансформаторів. Тому вибір місця приєднання УЗЕ доцільно розглядати як окремий етап оптимізації функціонування енергетичного комплексу ФЕС+УЗЕ в умовах ринку електроенергії [108].

У складі такого комплексу УЗЕ може виконувати кілька взаємопов'язаних функцій: компенсувати відхилення фактичного генерування ФЕС від заявленого графіка, забезпечувати арбітраж на ринку «на добу наперед», згладжувати коливання потоків потужності та зменшувати пікові навантаження на елементи розподільної мережі. Водночас під час вибору вузла приєднання необхідно враховувати технічний вплив накопичувача на електричну мережу, зокрема втрати активної потужності, допустимі рівні напруги, струмові навантаження віток, пропускну здатність трансформаторів, а також можливість реалізації режимів заряду і розряду без порушення режимних обмежень.

Методичною основою розв'язання зазначеної задачі є підхід, що ґрунтується на моделюванні ідеального струморозподілу. Його сутність полягає у поданні оптимального режиму електричної мережі за критерієм мінімуму втрат через розрахунок струморозподілу в еквівалентній заступній схемі з активними опорами (рис. 2.1). Для врахування економічних чинників,

пов'язаних із встановленням, приєднанням та експлуатацією УЗЕ, до такої схеми вводяться додаткові фіктивні економічні опори. Їх значення задаються таким чином, щоб втрати в цих елементах були еквівалентними витратам, пов'язаним із використанням накопичувача у відповідному вузлі мережі.



Рисунок 2.1 – Заступна схема електромережі для розрахунку ідеального струморозподілу за рентабельністю приєднання УЗЕ

Задачу оптимізації розміщення УЗЕ можна сформулювати як задачу вибору вузлів приєднання, потужності та енергоємності накопичувачів, за яких забезпечується максимальний техніко-економічний ефект із дотриманням активних режимних обмежень. Для кількісного порівняння можливих варіантів доцільно використовувати узагальнений показник ефективності рішення щодо розміщення УЗЕ, який пов'язує очікуваний економічний результат з обсягом необхідних інвестицій і визначається як:

$$R(X) = \frac{AP(X) + ACR(X)}{INV(X)} \rightarrow \max \quad (2.83)$$

де $R(X)$ – узагальнений показник ефективності рішення щодо розміщення УЗЕ;

$AP(X)$ – поточний економічний ефект від використання накопичувача;

$ACR(X)$ – додатковий річний ефект, пов’язаний зі зменшенням витрат або відтермінуванням модернізації мережевого обладнання;

$INV(X)$ – інвестиції, необхідні для встановлення та приєднання УЗЕ.

З виразу (2.83) випливає, що ефективність рішення зростає за умови збільшення сумарного корисного ефекту від використання накопичувача та зменшення інвестиційних витрат. У цій залежності X є вектором оптимізованих змінних, що визначається як:

$$X = \{P_i, E_i, L_i\}, \quad i = 1, 2, \dots, n_{BESS}, \quad L_i \in \mathcal{L} \quad (2.84)$$

де P_i – номінальна потужність i -го накопичувача;

E_i – його енергоємність;

L_i – вузол приєднання;

L – множина потенційно допустимих вузлів мережі;

n_{BESS} – кількість накопичувачів, що розглядаються під час оптимізації.

Формула (2.84) показує, що задача оптимізації не обмежується лише вибором місця приєднання, а передбачає одночасне визначення технічних параметрів накопичувача та його розташування в мережі. Для подальшого моделювання режимів роботи УЗЕ необхідно також описати зміну енергії, накопиченої в акумуляторній системі протягом розрахункового інтервалу часу, яка визначається співвідношенням:

$$E_i(t) = E_i(t-1) + \eta_{ch} \cdot P_i^{ch}(t) \cdot \Delta t - \frac{P_i^{dis}(t) \cdot \Delta t}{\eta_{dis}} \quad (2.85)$$

де $E_i(t)$ та $E_i(t-1)$ – енергія, накопичена в i -му УЗЕ відповідно в поточному та попередньому інтервалі;

$P_i^{ch}(t)$ – потужність заряду;

$P_i^{dis}(t)$ – потужність розряду;

η_{ch} та η_{dis} – коефіцієнти корисної дії процесів заряду та розряду;

Δt – тривалість дискретного інтервалу моделювання.

Залежність (2.85) дає змогу відстежувати зміну стану заряду накопичувача під час переходу між режимами заряду і розряду та є основою для перевірки допустимості добових графіків роботи УЗЕ [109].

Технічна допустимість розміщення УЗЕ визначається системою обмежень, які мають виконуватися для кожного розрахункового інтервалу. До таких обмежень належать межі стану заряду, допустимі потужності заряду і розряду, рівні напруги у контрольованих вузлах та струмові навантаження віток заступної схеми. Відповідні умови повинні перевірятися як у режимі заряду, коли накопичувач поводить себе як додаткове навантаження, так і в режимі розряду, коли він впливає на мережу як джерело активної потужності:

$$E_i^{min} \leq E_i(t) \leq E_i^{max}, \quad 0 \leq P_i^{ch}(t) \leq P_i^{ch,max}, \quad 0 \leq P_i^{dis}(t) \leq P_i^{dis,max} \quad (2.86)$$

$$U_j^{min} \leq U_j(t) \leq U_j^{max}, \quad I_k(t) \leq I_k^{max} \quad (2.87)$$

де $U_j(t)$ – напруга у j-му контрольованому вузлі;

$I_k(t)$ – струм у k-й контрольованій вітці;

U_j^{min} , U_j^{max} та I_k^{max} – відповідні допустимі межі режимних параметрів.

Умови (2.86 і (2.87) забезпечують перевірку того, що обраний варіант розміщення накопичувача не призводить до порушення допустимих рівнів напруги або перевищення струмових навантажень елементів мережі.

Урахування зазначених обмежень запобігає формуванню рішень, за яких економічно вигідне використання накопичувача супроводжується погіршенням якості напруги, збільшенням втрат або перевантаженням елементів розподільної мережі. Отже, економічний ефект від використання УЗЕ має оцінюватися лише для тих варіантів, які є технічно допустимими з погляду режимів роботи мережі [109].

Ключовим елементом методу є введення фіктивних економічних опорів у вузлах можливого приєднання УЗЕ. Такий опір характеризує умовну «вартість» приєднання накопичувача до певного вузла мережі з урахуванням

інвестиційних, експлуатаційних та режимних чинників. Якщо приєднання накопичувача у певному вузлі потребує більших витрат або забезпечує менший ефект щодо зменшення витрат, відповідний економічний опір зростає. Якщо ж використання накопичувача сприяє зменшенню витрат і не потребує значних додаткових витрат, такий вузол стає більш пріоритетним у межах оптимізаційної процедури. Фіктивний економічний опір для i -го вузла визначається залежністю:

$$R_{e,i} = f(U_i, P_i, C(t), INV_i, a_{oc}, a_{cr}, a_{da}, a_{loss}) \quad (2.88)$$

де $R_{e,i}$ – фіктивний економічний опір для i -го вузла приєднання;

U_i – напруга у відповідному вузлі;

P_i – потужність накопичувача;

$C(t)$ – ціна електроенергії у відповідному інтервалі часу;

INV_i – інвестиційні витрати;

a_{oc} – питомі експлуатаційні витрати;

a_{cr} – витрати на обслуговування залученого капіталу;

a_{da} – амортизаційні відрахування;

a_{loss} – показник, що враховує втрати енергії в накопичувачі та мережі.

Співвідношення (2.88) дає змогу подати економічну привабливість вузла приєднання у вигляді параметра заступної схеми. Для узагальненого врахування технічної та економічної складових доцільно використовувати показник еквівалентних витрат, який визначається як:

$$\Delta W_{eq} = \sum_{t \in T} \left[\Delta W_{net}(t) + \sum_{i=1}^{n_{BESS}} \Delta W_{e,i}(t) \right] \rightarrow \min \quad (2.89)$$

де ΔW_{eq} – еквівалентні втрати, що враховують технічну та економічну складові;

$\Delta W_{net(t)}$ – фізичні втрати електроенергії в мережі;

$\Delta W_{e,i(t)}$ – умовна складова еквівалентних витрат, пов’язана з економічними витратами для i -ої УЗЕ;

T – множина розрахункових інтервалів часу.

Формула (2.89) дозволяє перейти від окремого аналізу фізичних витрат і економічних витрат до єдиного критерію оцінювання варіантів розміщення УЗЕ. Мінімізація еквівалентних витрат забезпечує вибір такого місця приєднання, яке є доцільним як з погляду режимів роботи мережі, так і з погляду економічної ефективності [110].

Для того, щоб під час визначення ідеального струморозподілу було враховано економічні чинники згідно (2.89), необхідно до заступної схеми «ідеального» режиму електромереж внести активні опори, втрати в яких за вартістю дорівнюють еквівалентним витратам, що пов’язані зі встановленням та експлуатацією УЗЕ:

$$R_{ei} = \frac{U_i^2}{P_i} \sum_t \left(\alpha_{\Delta W} + \frac{INV}{C_{(t)} P_i \Delta t} \left((\alpha_{oc} + \alpha_{da}) + \frac{\alpha_{cr} + \alpha_{da}}{(1 - \alpha_{bp})} \right) \right). \quad (2.90)$$

Вираз для визначення економічних опорів R_{ei} містить незалежні оптимізовані змінні P_i , економічні показники $C_{(t)}$, а також залежні параметри режиму U_i . Вони будуть змінюватися в під час пошуку оптимального розв’язку. Тож економічні опори відповідно будуть змінюватися, а процес пошуку оптимального місця приєднання окремих УЗЕ буде ітераційним.

Алгоритм оптимізації розміщення УЗЕ передбачає послідовне виконання таких етапів: формування вихідної схеми розподільної мережі; визначення потенційних вузлів приєднання; задання графіків навантаження, генерування ФЕС, цін електроенергії та можливих режимів роботи УЗЕ; попереднє визначення сумарної потужності та енергоємності накопичувачів; введення фіктивних економічних опорів у заступну схему; розрахунок ідеального струморозподілу; визначення вузлів, у яких приєднання УЗЕ

забезпечує найбільший техніко-економічний ефект. У межах цієї процедури розрахунок ідеального струмозподілу використовується не лише для оцінювання втрат, а й для виявлення вузлів, у яких накопичувач може найбільш ефективно впливати на режими роботи розподільної мережі.

Після отримання попереднього рішення виконується перевірка режимних обмежень. Якщо в окремих режимах виникають перевищення допустимих струмових навантажень або відхилення напруги за встановлені межі, потужність УЗЕ у відповідних вузлах коригується або розглядаються альтернативні місця приєднання. Процедура має ітераційний характер і повторюється до отримання узгодженого рішення, за якого графіки заряду і розряду накопичувачів не погіршують режимні параметри мережі, а сприяють зменшенню втрат, покращенню рівнів напруги та підвищенню техніко-економічної ефективності використання УЗЕ.

Таким чином, оптимізацію розміщення УЗЕ у розподільній мережі доцільно розглядати як попередній або супровідний етап до вибору стратегії його експлуатації. Спочатку визначаються технічно та економічно доцільні вузли приєднання і допустимі параметри накопичувачів, а вже після цього формуються добові графіки заряду і розряду, що враховують прогноз генерування ФЕС, прогноз цін РДН, вартість небалансів і обмеження стану заряду. Така послідовність забезпечує узгодження проєктних рішень з експлуатаційними алгоритмами керування енергетичним комплексом.

Включення методу оптимізації розміщення УЗЕ до математичного апарату дисертаційного дослідження дозволяє розширити задачу керування накопичувачем від добового планування його режиму до вибору раціональної структури енергетичного комплексу. У такому разі УЗЕ розглядається не лише як пристрій для тимчасового зберігання енергії, а як мережевий ресурс, здатний одночасно впливати на економічний результат участі ФЕС у ринку електроенергії та на технічні параметри розподільної мережі. Це забезпечує

зв'язок між задачами прогнозування, ринкового планування та технічного аналізу мережі.

Запропонований підхід доцільно використовувати як зв'язувальний елемент між задачами прогнозування, оптимізації режимів роботи ФЕС+УЗЕ та вибору технічно допустимих проєктних рішень. У межах дисертаційного дослідження він доповнює моделі керування УЗЕ, оскільки дає змогу врахувати не лише добовий економічний ефект від арбітражу або зменшення небалансів, а й довгострокову доцільність вибору місця приєднання накопичувача. Це підвищує обґрунтованість проєктних і експлуатаційних рішень щодо використання ФЕС з установками зберігання енергії в умовах енергетичного ринку [111].

2.6 Загальний математичний пайплайн

2.6.1 Інтегрований математичний пайплайн прийняття рішень

Три математичних блоки, розроблені у підрозділах 2.2-2.4, утворюють єдиний інтегрований пайплайн прийняття рішень для оператора комплексу ФЕС+УЗЕ. Взаємозв'язок між блоками є не лише логічним, а й математичним, адже вихід кожного блоку є безпосереднім входом для наступного. Загальна схема пайплайну наведена у таблиці 2.5.

Математично інтегрований пайплайн може бути записаний як задача послідовної оптимізації:

$$\max_{\tau, \{P_{ch}, P_{dis}\}} \mathbb{E} \left[\mathcal{R}(\hat{P}_{\tau}(\cdot), \hat{\lambda}(\cdot), P_{ch}(\cdot), P_{dis}(\cdot)) \right], \quad (2.91)$$

де оптимізація здійснюється одночасно за двома групами змінних: квантилем номінації τ та вектором керуючих впливів УЗЕ $\{P_{ch}(t), P_{dis}(t)\}_{t=1}^T$.

Таблиця 2.5 - Інтегрований математичний пайплайн прийняття рішень

Крок	Блок	Вхід	Вихід
1	Формування навчальної вибірки	Історичні дані ФЕС, метеодані	$\mathcal{D}_{train}^*$
2	Прогноз генерування ФЕС	$\mathbf{x}(t), \mathcal{D}_{train}^*$	$\hat{P}_{ens}(t+h), \hat{P}_{\tau}(t+h)$
3	Прогноз ціни РДН	$\mathbf{z}(t)$, SSA-компоненти	$\hat{\lambda}(t+h)$
4	Формування номінації	$\hat{P}_{\tau}(t+h), \hat{\lambda}(t+h)$	$E_{plan}(t)$
5	Оптимізація режиму УЗЕ	$E_{plan}(t), \hat{\lambda}(t), \hat{P}_{ens}(t)$	$P_{ch}(t), P_{dis}(t)$
6	Врегулювання небалансів	$E_{fact}(t), E_{plan}(t), \lambda_{BM}(t)$	$\mathcal{R}$

Ключовою математичною властивістю пайплайну є його ієрархічна структура: розв'язання задачі верхнього рівня (вибір τ^*) залежить від розв'язку нижнього рівня (оптимізація режиму УЗЕ), і навпаки. Це утворює двохрівневу (*bi-level*) оптимізаційну структуру, яка у спрощеному вигляді розв'язується ітеративно: фіксується τ , розв'язується задача УЗЕ, обчислюється $\mathcal{R}(\tau)$, потім τ оновлюється за градієнтом [112].

2.6.2 Математична зв'язність блоків пайплайну

Зв'язок «Прогноз ФЕС → Номінація». Вибір квантиля номінації τ^* безпосередньо залежить від асиметрії цін небалансів:

$$\tau^* = \frac{\bar{\lambda}_{imb}^-}{\bar{\lambda}_{imb}^+ + \bar{\lambda}_{imb}^-}. \quad (2.92)$$

За результатами аналізу ринкових даних України за 9 місяців 2025 року середнє співвідношення $\bar{\lambda}_{imb}^- / \bar{\lambda}_{imb}^+ = 1,79 - 2,18$, що визначає теоретично оптимальний квантиль $\tau^* \approx 0,64 - 0,68$. Таким чином, якість квантильного прогнозу генерування ФЕС (підрозділ 2.2.7) безпосередньо транслюється у фінансовий результат через вибір номінації.

Зв'язок «Прогноз ціни → Стратегія УЗЕ». Оптимальна стратегія управління УЗЕ (арбітраж чи балансування) визначається прогнозованим

добовим ціновим профілем $\{\hat{\lambda}(t)\}_{t=1}^{24}$. Маржинальна умова переходу між стратегіями:

$$Arbitrage \succ Balancing \Leftrightarrow \sum_{t=1}^T \hat{\lambda}(t) \cdot [P_{dis}(t) - P_{ch}(t)] > \sum_{t \in T^-} \hat{\lambda}_{imb}^-(t) \cdot \hat{P}^{def}(t), \quad (2.93)$$

де T^- - множина годин очікуваного дефіциту генерування;

$\hat{P}^{def}(t)$ - очікуваний дефіцит у годину t .

Коли ліва частина нерівності (арбітражний потенціал) перевищує праву (очікувана економія на небалансах), доцільно обирати арбітражну стратегію, і навпаки.

Зв'язок «Точність прогнозу $\rightarrow$ Фінансовий результат».

Фундаментальний зв'язок між технічною точністю прогнозу та фінансовим результатом виражається через «цінність прогнозу» - різницю між очікуваним доходом за ідеального прогнозу та фактичним доходом при наявній точності:

$$VoF = \mathbb{E}[\mathcal{R}(P(t), \hat{\lambda}(t))] - \mathbb{E}[\mathcal{R}(\hat{P}(t), \hat{\lambda}(t))], \quad (2.94)$$

За результатами дослідження негативне зміщення прогнозу $MBE = -312 \text{ кВт}$ систематично занижує номінацію на РДН, переводячи частину фактичного виробітку у позитивні небаланси, що оплачуються за нижчою ціною. Це означає, що навіть помірне покращення точності прогнозу (зниження $|MBE|$) дає безпосередній економічний ефект, незалежно від стратегії управління УЗЕ [113].

2.6 Висновки до розділу 2

У розділі 2 розроблено математичний апарат для вирішення задач прогнозування генерування ФЕС, прогнозування цін ринку «на добу наперед» та керування УЗЕ у складі комплексу ФЕС+УЗЕ. Запропоновані моделі

дозволяють поєднати прогнозні, технічні, ринкові та економічні чинники в єдину процедуру прийняття рішень.

1. Розроблена процедура оптимізації навчальної вибірки для моделей прогнозування генерування ФЕС, що включає часове вікно ± 2 місяці, фільтрацію за годинаю доби та фільтрацію за обсягом генерування, забезпечує зниження максимальної помилки прогнозу з 86% до 34%, що є принциповим для практичного застосування в умовах ринку.

2. Ансамблева модель RF+XGBoost+LightGBM, побудована на оптимізованій вибірці, досягає $nMAE = 6,08\%$ та $nRMSE = 12,0\%$ для реальної ФЕС потужністю 9,5 МВт, що відповідає рівню промислових прогнозних сервісів. Застосування фільтра Савіцького-Голея додатково знижує $RSFE_mid$ з 22% до 21%.

3. Квантильний підхід до формування номінації дозволяє перейти від технічної метрики мінімізації MAE до економічно обґрунтованої постановки задачі максимізації очікуваного прибутку з урахуванням асиметрії цін небалансів. Оптимальний квантиль номінації $\tau^* \approx 0,64 - 0,68$ для ринку електроенергії України.

4. Архітектура FC-SSA-LSTM для прогнозування цін РДН, доповнена методом корекції накопиченої похибки на основі подібних днів, забезпечує $MAPE = 9,99\%$ та $R^2 = 0,997$ на тестовій вибірці, що суттєво перевищує точність базових моделей LSTM, SVM та BPNN.

5. Математична модель УЗЕ з явними фізичними обмеженнями, нелінійною моделлю деградації та двома альтернативними стратегіями управління (арбітраж РДН та балансування ФЕС) забезпечила додатковий дохід у розмірі 50 068 EUR та 18 360 EUR відповідно за 9 місяців 2025 року при однаковому рівні фізичного зносу системи (~ 240 еквівалентних циклів).

6. Для підвищення надійності та швидкодії процесу оптимізації приєднання ПНЕ до розподільних мереж за критерієм максимальної рентабельності капіталовкладень показано доцільність використання моделі

«ідеального» режиму PEM. Це дало змогу звести задачу нелінійної оптимізації до істотно простішої задачі пошуку екстремального струморозподілу в заступній г-схемі мережі. Для врахування економічних чинників, пов'язаних з приєднанням та подальшою експлуатацією ПНЕ, до заступної г-схеми вводяться економічні опори. У роботі отримано аналітичні вирази для їх визначення та коригування

7. Інтегрований математичний пайплайн «прогноз генерування → прогноз ціни → керування УЗЕ» утворює ієрархічну двохрівневу оптимізаційну структуру, де вибір квантиля номінації та вектора керуючих впливів УЗЕ є взаємозалежними змінними єдиної задачі максимізації очікуваного доходу оператора ФЕС в умовах ринку електроенергії України.

РОЗДІЛ 3

АЛГОРИТМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ГЕНЕРУВАННЯ ФЕС ТА ОПТИМІЗАЦІЇ ФУНКЦІОНУВАННЯ СИСТЕМ НАКОПИЧЕННЯ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ

3.1 Постановка задач дослідження

У попередньому розділі було сформовано математичну основу для вирішення завдання: визначено змінні, цільові функції, обмеження, метрики якості прогнозування, способи формування навчальної вибірки, математичну постановку прогнозування генерування ФЕС, прогнозування цін ринку «на добу наперед» та управління УЗЕ. Тож даний розділ присвячено алгоритмічній реалізації розроблених моделей та вдосконалених методів, тобто формування розрахункового інструменту для оператора комплексу ФЕС+УЗЕ.

В даному розділі описано, як збираються та перевіряються дані, як формується навчальна вибірка, у якій послідовності запускаються моделі RF, XGBoost, LightGBM і LSTM, як виконується SSA-декомпозиція цінового ряду, яким чином обирається квантиль комерційної номінації та як генерується графік заряду/розряду УЗЕ. Математичні вирази з розділу 2 тут не виводяться повторно, а використовуються як посилання на вже сформовану математичну основу.

Далі розв'язуються три взаємопов'язані алгоритмічні задачі. Перша задача полягає в алгоритмічній реалізації прогнозування генерування фотоелектричної станції на горизонті доби наперед. Вона охоплює попередню обробку погодинних даних, формування репрезентативної навчальної вибірки, навчання ансамблевої моделі та перехід від детермінованого прогнозу до квантильних меж. Друга задача полягає у побудові алгоритму прогнозування цін РДН на основі конструювання фізично інтерпретованих ознак, SSA-декомпозиції, навчання LSTM-моделей та корекції накопиченої похибки за

подібними днями. Третя задача пов'язана з алгоритмами керування УЗЕ, які реалізують дві стратегії: арбітражну стратегію на РДН і балансуєчу стратегію для зменшення небалансів ФЕС.

Кожен алгоритм у цьому розділі подано у трьох взаємодоповнювальних формах: як перелік вхідних та вихідних даних, як покрокова процедура виконання і як текстовий опис блок-схеми. Така форма подання дає змогу чітко відокремити джерела даних, обчислювальні операції, умови переходу між етапами та кінцеві результати алгоритму. Окремо позначено вузли прийняття рішень, у яких алгоритм змінює траєкторію виконання: розширює навчальне вікно, повторює очищення даних, коригує гіперпараметри, обирає стратегію УЗЕ або змінює квантиль номінації.

Зв'язок із наступним розділом полягає у тому, що наведені нижче алгоритми формують параметри для подальшої числової верифікації. Зокрема, у розділі 4 перевірено якість прогнозування генерування ФЕС, поведінка квантильних меж, точність прогнозу цін РДН, ефективність корекції похибки, графіки роботи УЗЕ і порівняння економічних наслідків двох стратегій [114].

3.2 Алгоритм прогнозування генерування ФЕС

3.2.1 Загальна схема алгоритму

Алгоритм прогнозування генерування ФЕС призначений для формування погодинного прогнозу на добу наперед з урахуванням метеорологічних факторів, історичних значень генерування, сезонних закономірностей і ринкової потреби у формуванні комерційної номінації. Його математична основа наведена у підрозділах 2.2.1-2.2.7, де описано постановку задачі прогнозування, метрики якості, формування навчальної вибірки, ансамблеву модель та квантильний підхід до номінації. У цьому підрозділі зазначені моделі подаються у вигляді послідовного розрахункового пайплайну.

Особливістю запропонованої схеми є поєднання двох рівнів стійкості. Перший рівень забезпечується попереднім очищенням та фільтрацією вхідних даних, що мінімізує вплив пропусків, фізично неможливих значень і статистичних викидів. Другий рівень забезпечується ансамблевою моделлю RF+XGBoost+LightGBM, у якій алгоритми різної природи компенсують недоліки один одного. У загальному вигляді алгоритм містить чотири етапи, наведені у табл. 3.1.

Таблиця 3.1 - Етапи алгоритму прогнозування генерування ФЕС

Етап	Вхідні дані	Операції	Результати
1. Збір та попередня обробка даних	$P(t)$, $GHI(t)$, $T_{air}(t)$, $CC(t)$, календарні ознаки	перевірка фізичних меж, пошук викидів, відновлення пропусків, синхронізація часових міток	очищений ряд $P_{clean}(t)$, первинна матриця ознак
2. Формування оптимальної навчальної вибірки	$P_{clean}(t)$, X , цільовий місяць m^* , година h^*	фільтрація за місяцем, годиною та нормованим обсягом генерування	D^*_{train} , D_{fit} , D_{val}
3. Навчання ансамблевої моделі	D_{fit} , D_{val} , гіперпараметри RF, XGBoost, LightGBM	паралельне навчання базових моделей, оптимізація ваг ансамблю	навчені моделі, оптимальні ваги, детермінований прогноз
4. Формування прогнозу з квантильними межами	навчена RF-модель, ціни небалансів, P_{inst}	емпіричний розподіл прогнозу, вибір квантиля τ^* , формування номінації	$P_{sg}(t)$, $P_{\tau}(t)$, $E_{plan}(t)$

Ключовими вузлами прийняття рішень у блок-схемі є перевірка якості даних і перевірка достатності навчальної вибірки. Перший вузол не допускає потрапляння некоректних значень у модель, а другий запобігає навчанню на статистично нерепрезентативному наборі записів [115].

Окреме значення має вузол вибору квантиля, оскільки саме він пов'язує технічний прогноз із економічними умовами врегулювання небалансів.

Загальна послідовність виконання алгоритму прогнозування генерування ФЕС наведена на рис. 3.1.

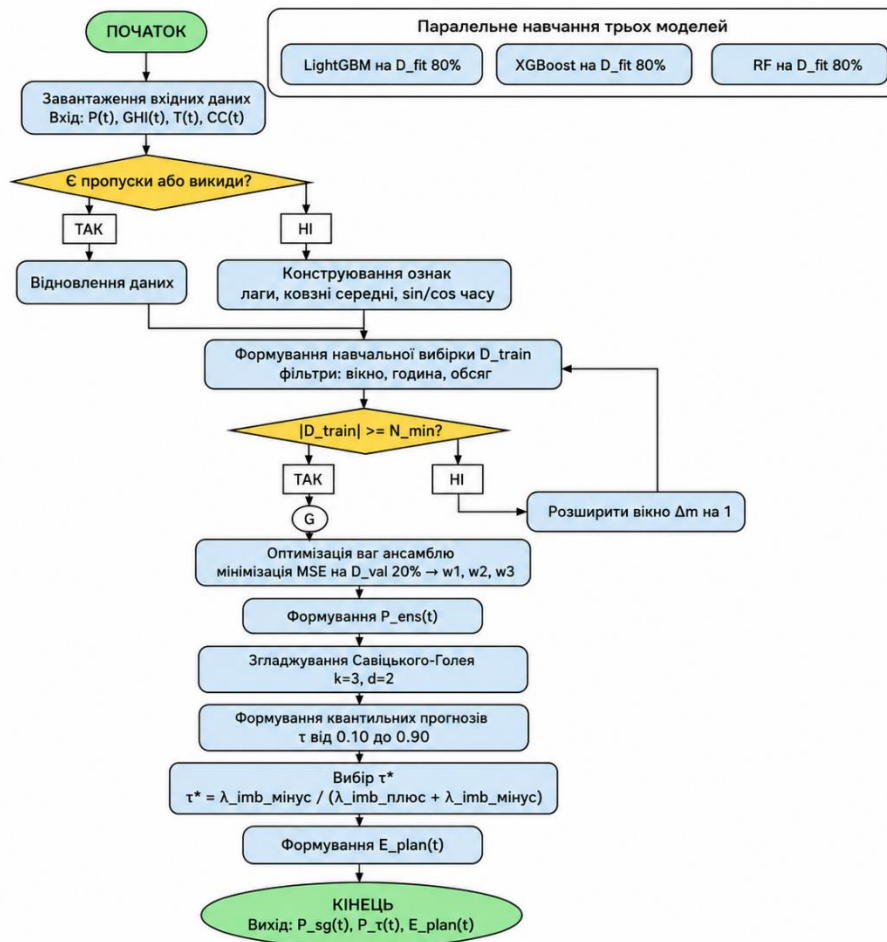


Рисунок 3.1 - Загальна блок-схема алгоритму прогнозування генерування ФЕС

3.2.2 Алгоритм попередньої обробки даних

Попередня обробка даних є обов'язковим етапом, оскільки погодинні ряди генерування ФЕС і метеорологічні дані можуть містити пропуски, дублікати часових міток, значення поза фізично допустимими межами, а також викиди, спричинені збоями телеметрії. На відміну від Розділу 2, де наведено математичну форму ознак та метрик, у цьому підрозділі описано процедуру їх практичного формування. Власні дослідження з використанням

Random Forest показують, що якість підготовки навчальної вибірки є критичним чинником точності прогнозування ФЕС.

Вхідні дані: сирий часовий ряд $P(t), t = 1, \dots, N$; метеодані $GHI(t), T_{air}(t), CC(t)$; встановлена потужність P_{inst} , МВт; часові мітки з погодинною дискретизацією; календарні параметри доби, місяця та сезону.

Крок 1. Виявлення фізично неможливих значень. Для кожного запису перевіряється відповідність фізичним межам: генерування ФЕС не може бути від'ємним, не може перевищувати встановлену потужність з урахуванням допустимого технічного запасу, а у нічні години має прямувати до нуля. Значення, що порушують ці умови, позначаються як некоректні та передаються на етап відновлення.

Фізичні межі генерування ФЕС:

$$0 \leq P(t) \leq P_{inst} \quad (3.1)$$

Крок 2. Виявлення статистичних викидів методом IQR. Для кожної групи записів, сформованої за місяцем і годинаю доби, обчислюються перший і третій квартилі та міжквартильний розмах IQR. Значення, що виходять за межі $Q1 - 1,5 \cdot IQR$ або $Q3 + 1,5 \cdot IQR$, не видаляються безумовно, а додатково перевіряються за метеорологічними ознаками. Якщо низьке генерування супроводжується високою хмарністю, такий запис може бути фізично обґрунтованим.

Нижня межа статистичного викиду за IQR:

$$Q_1 - 1,5 \cdot IQR \quad (3.2)$$

Верхня межа статистичного викиду за IQR:

$$Q_3 + 1,5 \cdot IQR \quad (3.3)$$

Крок 3. Відновлення коротких пропусків тривалістю не більше 3 годин. Якщо пропуск обмежений кількома послідовними годинами і сусідні значення є коректними, застосовується лінійна інтерполяція між попереднім і наступним доступним значенням. Для нічних годин інтерполяція не повинна створювати додатні значення, якщо за фізичним режимом ФЕС генерування відсутнє.

Крок 4. Відновлення довгих пропусків тривалістю понад 3 години. Якщо пропуск є довшим, лінійна інтерполяція може спотворити добовий профіль. У такому випадку використовується медіанне заміщення за аналогічний місяць і годину доби з попередніх років або попередніх доступних періодів. Якщо історична база обмежена, застосовується медіана найближчих днів з подібною хмарністю.

Крок 5. Конструювання матриці ознак X . Для кожної часової мітки формуються авторегресійні лаги генерування, ковзні середні, метеорологічні ознаки GHI , T_{air} , CC , а також циклічні часові ознаки $\sin/\cos$ для години доби та місяця року. Склад ознак відповідає математичній постановці у підрозділі 2.2.1.

Крок 6. Перевірка повноти матриці ознак. Після формування X виконується перевірка на наявність NaN або нескінченних значень. Якщо такі значення залишилися, алгоритм повертається до кроку 3 або 4 залежно від довжини пропуску. Якщо матриця повна, вона передається на етап формування навчальної вибірки.

Вихідні дані: очищений ряд $P_{clean}(t)$; матриця ознак $X \cdot R^{(N \cdot d)}$; перелік записів, позначених як відновлені; журнал якості даних для подальшої перевірки у розділі 4.

Основним вузлом рішення є визначення типу пропуску, оскільки короткі та довгі пропуски не можуть відновлюватися однаково. Додаткова перевірка статистичних викидів за метеорологічним контекстом потрібна для того, щоб не видалити реальні падіння генерування, спричинені хмарністю [116].

Блок-схема алгоритму попередньої обробки даних наведена на рис. 3.2.

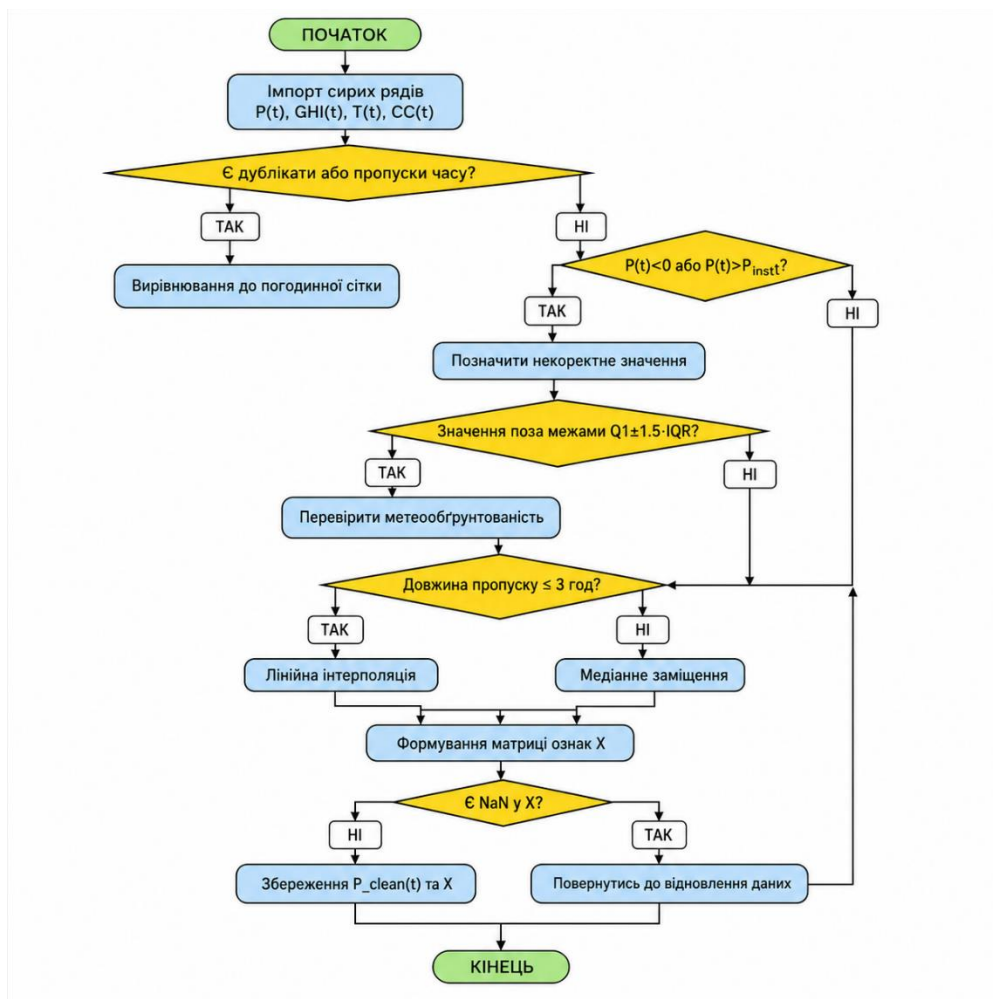


Рисунок 3.2 - Блок-схема алгоритму попередньої обробки даних

3.2.3 Алгоритм формування оптимальної навчальної вибірки

Алгоритм формування навчальної вибірки спрямований на те, щоб модель навчалася не на всьому історичному масиві, а на підмножині записів, які є подібними до прогнозної години за сезонними та режимними умовами. Така логіка відповідає підрозділу 2.2.3, де математично обґрунтовано фільтрацію за часовим вікном, годинаю доби та нормованим обсягом генерування. Варто зауважити, що попереднє виділення релевантної навчальної вибірки є одним із чинників підвищення стійкості Random Forest до сезонної неоднорідності даних.

Вхідні дані: матриця ознак X ; очищений ряд $P_clean(t)$; цільовий місяць m^* ; цільова година h^* ; параметри $\Delta t = 2$, $\alpha_min = 0,50$, $\alpha_max = 1,50$, $N_min = 30$ (табл. 3.2).

Крок 1. Фільтрація за часовим вікном $\pm \Delta t$ місяців. Із повної історичної бази відбираються записи, місяць яких належить до інтервалу від $m^* - \Delta t$ до $m^* + \Delta t$ з урахуванням циклічності календарного року. Цей фільтр усуває записи з протилежних сезонів, які мають іншу тривалість світлового дня та інший рівень сонячної радіації.

Крок 2. Фільтрація за годиною доби h^* . З отриманої підмножини відбираються записи, що відповідають цільовій годині прогнозування. Це дає змогу уникнути змішування ранкових, полуденних і вечірніх режимів ФЕС, для яких вплив метеорологічних ознак на потужність є різним.

Крок 3. Обчислення добового середнього P_day, i . Для кожного запису з D_hour визначається середньодобовий рівень генерування відповідної доби. Цей показник використовується не як результат прогнозування, а як нормувальна характеристика режиму доби.

Крок 4. Фільтрація за нормованим обсягом генерування. Для кожного запису перевіряється умова $\alpha_min \leq P_i / P_day, i \leq \alpha_max$. Записи, що відповідають аномально низькому або аномально високому відношенню до добового середнього, виключаються з навчальної вибірки як нерепрезентативні для прогнозованої години.

Умова нормованої фільтрації навчальної вибірки.

$$\alpha_{min} \leq \frac{P_i}{\bar{P}_{day, i}} \leq \alpha_{max} \quad (3.4)$$

Крок 5. Перевірка достатності вибірки. Якщо кількість записів $|D^*_train|$ менша за N_min , значення Δt збільшується на одиницю, після чого алгоритм повертається до кроку 1. Цикл повторюється до досягнення мінімально

допустимого обсягу навчальної вибірки. Умова достатності навчальної вибірки:

$$|\mathcal{D}_{train}^*| \geq N_{min} \quad (3.5)$$

Крок 6. Розбиття $\mathcal{D}_{train}^*$ на $\mathcal{D}_{fit}$ та $\mathcal{D}_{val}$. Після завершення фільтрації вибірка поділяється у співвідношенні 80:20. Розбиття виконується стратифіковано за місяцями, щоб валідаційна частина не була сконцентрована в одному сезонному підінтервалі.

Вихідні дані: тренувальна вибірка $\mathcal{D}_{fit}$; валідаційна вибірка $\mathcal{D}_{val}$; розмір вибірки $|\mathcal{D}_{train}^*|$; фінальне значення Δm , за якого виконано умову достатності.

Блок-схема алгоритму формування навчальної вибірки наведена на рис. 3.3.

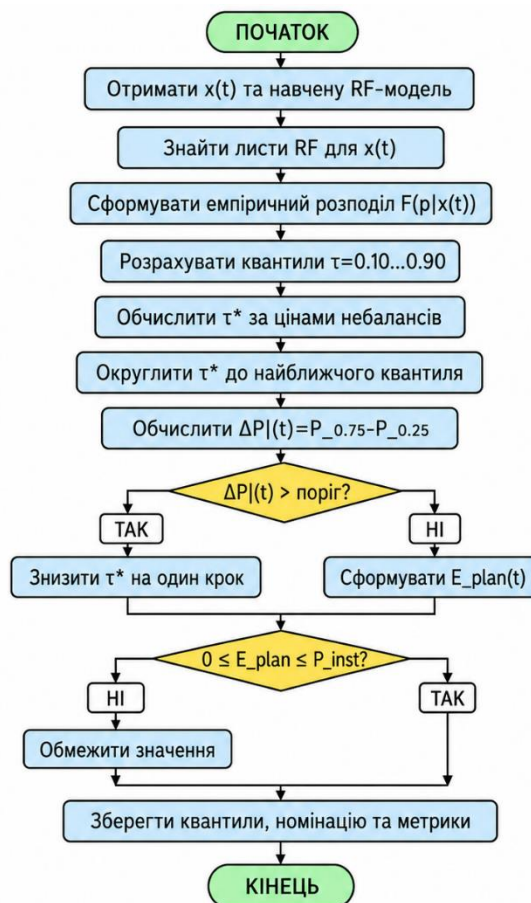


Рисунок 3.3 - Блок-схема алгоритму формування навчальної вибірки

Центральним вузлом рішення є перевірка $|D^*_{train}| \geq N_{min}$. Якщо вибірка недостатня, алгоритм не переходить до навчання моделі, а розширює сезонне вікно, зберігаючи при цьому часову та режимну подібність записів [117].

Таблиця 3.2 - Параметри алгоритму формування навчальної вибірки

Параметр	Позначення	Значення	Обґрунтування
Вікно відбору	Δm	2 місяці	Забезпечує сезонну близькість записів
Нижній фільтр	α_{min}	0,50	Відсікає аномально низькі значення відносно добового профілю
Верхній фільтр	α_{max}	1,50	Відсікає аномально високі значення відносно добового профілю
Мінімальна вибірка	N_{min}	30	Практичний мінімум для стійкого навчання погодинної моделі

3.2.4 Алгоритм навчання ансамблевої моделі

Ансамблева модель у цьому дослідженні поєднує Random Forest, XGBoost та LightGBM. Її математична постановка наведена у підрозділі 2.2.4. Random Forest забезпечує стійкість до перенавчання завдяки усередненню великої кількості дерев; XGBoost послідовно коригує залишкові помилки попередніх дерев; LightGBM прискорює навчання завдяки гістограмному підходу та leaf-wise росту дерева.

Вхідні дані: D_{fit}, D_{val} ; гіперпараметри моделей (табл. 3.3); допустимий поріг MSE_{val} ; набір ознак X , сформований у підрозділі 3.2.2.

Крок 1. Паралельне навчання трьох базових моделей. Random Forest навчається на bootstrap-вибірках, кожне дерево використовує випадкову підмножину ознак, а фінальний прогноз формується усередненням. XGBoost навчається послідовно: кожне наступне дерево мінімізує залишкову похибку попереднього ансамблю з урахуванням регуляризації. LightGBM використовує гістограмне розбиття ознак і leaf-wise зростання, що дає змогу швидко працювати з великими масивами даних.

Крок 2. Формування прогнозів на D_{val} . Для кожного запису валідаційної вибірки обчислюються три вектори прогнозів: $\hat{P}_{RF}, \hat{P}_{XGB}, \hat{P}_{LGB}$. Ці вектори не є кінцевим результатом, а використовуються для визначення оптимальної комбінації моделей.

Крок 3. Оптимізація ваг ансамблю. Ваги w_1, w_2, w_3 визначаються шляхом мінімізації MSE на валідаційній вибірці методом *SLSQP* за умов $w_1 + w_2 + w_3 = 1$ та $w_i \geq 0$. Така умова не допускає неінтерпретованих від'ємних внесків окремих моделей. Обмеження ваг ансамблю:

$$w_1 + w_2 + w_3 = 1, \quad w_i \geq 0 \quad (3.6)$$

Крок 4. Перевірка якості на D_{val} . Якщо MSE_{val} перевищує заданий поріг, виконується коригування гіперпараметрів і алгоритм повертається до кроку 1. Якщо якість є прийнятною, моделі фіксуються для подальшого прогнозування.

Крок 5. Формування фінального детермінованого прогнозу. Для прогнозової доби значення трьох моделей об'єднуються з оптимальними вагами. Отриманий ряд є базовим прогнозом для подальшого згладжування та квантильної обробки. Ансамблевий прогноз генерування ФЕС:

$$\hat{P}_{ens}(t) = w_1 \cdot \hat{P}_{RF}(t) + w_2 \cdot \hat{P}_{XGB}(t) + w_3 \cdot \hat{P}_{LGB}(t) \quad (3.7)$$

Крок 6. Згладжування фільтром Савіцького-Голея. До фінального ряду застосовується згладжування з вікном $2k+1=7$ і поліномом $d=2$. Це зменшує високочастотні флуктуації, не руйнуючи добовий профіль генерування.

Вихідні дані: навчені моделі $\theta_{RF}, \theta_{XGB}, \theta_{LGB}$; оптимальні ваги w_1^*, w_2^*, w_3^* ; згладжений прогноз $\hat{P}_{sg}(t)$; службова інформація про якість на D_{val} .

Блок-схема алгоритму навчання ансамблевої моделі наведена на рис. 3.4.

Рішення про повторне налаштування моделі приймається після оцінювання MSE_val . Паралельне навчання трьох моделей зменшує залежність результату від властивостей одного алгоритму, а оптимізація ваг перетворює набір прогнозів на єдиний узгоджений прогнозний профіль [118].

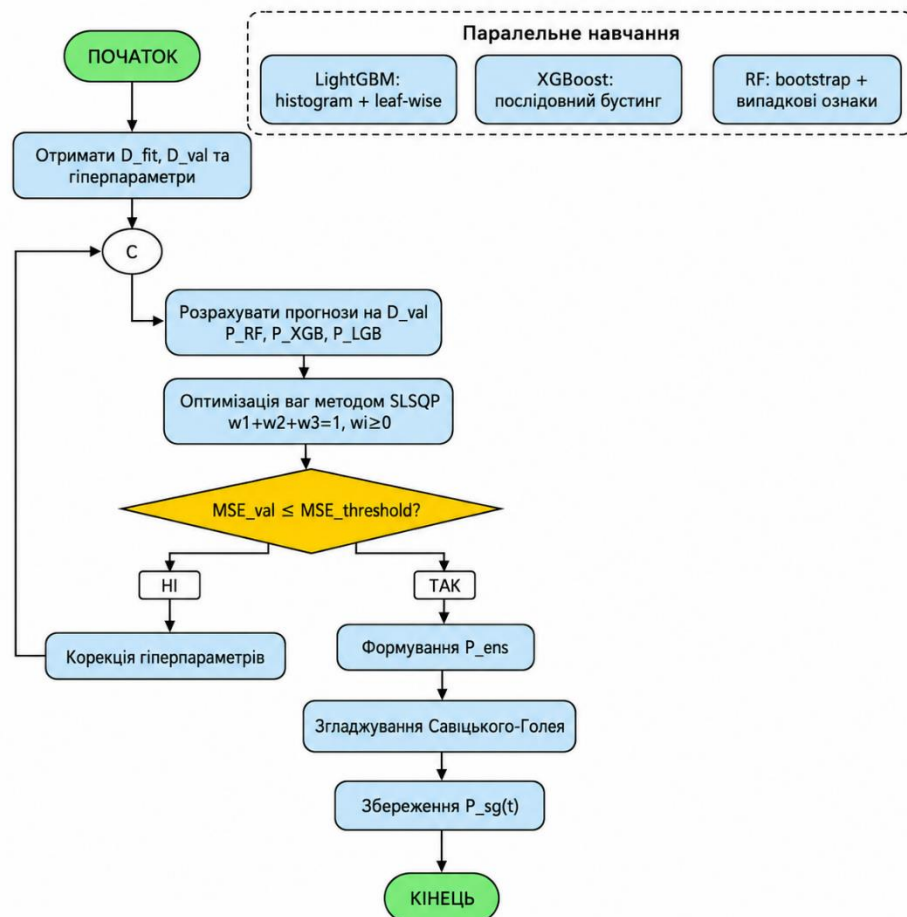


Рисунок 3.4 - Блок-схема алгоритму навчання ансамблевої моделі

3.2.5 Алгоритм квантильного прогнозування та вибору оптимального квантиля номінації

Детермінований прогноз є зручним для технічної оцінки генерування, проте для участі ФЕС на ринку електроенергії важливо враховувати асиметрію наслідків дефіциту та надлишку. Тому після формування $P_sg(t)$ виконується

квантильне прогнозування, яке дає змогу перейти від одного очікуваного значення до набору можливих номінацій. Математична основа квантильного підходу наведена у підрозділі 2.2.7, а метрики MAE , $RMSE$, MBE та $RSFE_mid$ узгоджені з підрозділом 2.2.2.

Таблиця 3.3 - Гіперпараметри ансамблевих моделей

Параметр	RF	XGBoost	LightGBM
Кількість дерев	500	300	500
Глибина дерева	None	6	-
Кількість листів	-	-	31
Швидкість навчання	-	0,05	0,05
Частка ознак	1/3	0,8	0,8

Вхідні дані: навчена модель RF з параметрами θ_{RF} ; ціни небалансів за попередній місяць $\lambda_{-imb}(t)$, $\lambda_{+imb}(t)$; встановлена потужність P_{inst} ; детермінований прогноз $P^*_{sg}(t)$.

Крок 1. Формування емпіричного розподілу через листи RF. Для нового вектора ознак $x(t)$ визначаються листи, у які він потрапляє в кожному дереві Random Forest. З навчальних записів, що належать до тих самих листів, формується емпіричний розподіл умовних значень потужності $F^*(p|x(t))$.

Крок 2. Обчислення квантильних прогнозів. Для кожної години прогнозованої доби визначаються квантілі $\tau \in \{0,10; 0,25; 0,40; 0,50; 0,60; 0,75; 0,90\}$. Нижчі квантілі відповідають консервативним номінаціям, а вищі - агресивнішому продажу очікуваного виробітку.

Крок 3. Обчислення оптимального квантиля. Значення τ^* визначається за співвідношенням середніх цін негативного та позитивного небалансу, наведеним у підрозділі 2.2.7. Після цього τ^* округлюється до найближчого значення з доступної сітки квантилів. Оптимальний квантиль номінації:

$$\tau^* = \frac{\bar{\lambda}_{imb}^-}{\bar{\lambda}_{imb}^+ + \bar{\lambda}_{imb}^-} \quad (3.8)$$

Крок 4. Формування номінації на РДН. Комерційна номінація $E_{plan}(t)$ приймається рівною квантильному прогнозу $\hat{P}_{\tau^*(t+h)}$ з обмеженням $0 \leq E_{plan}(t) \leq P_{inst}$. Якщо прогноз виходить за фізичні межі, він обрізається до допустимого діапазону. Обмеження комерційної номінації.

$$0 \leq E_{plan}(t) \leq P_{inst} \quad (3.9)$$

Крок 5. Обчислення ширини предиктивного інтервалу. Для кожної години визначається $\Delta PI(t) = \hat{P}_{0.75}(t) - \hat{P}_{0.25}(t)$. Якщо ширина інтервалу перевищує заданий поріг, алгоритм знижує τ^* на один крок, оскільки висока невизначеність збільшує ризик дефіциту. Ширина предиктивного інтервалу:

$$\Delta PI(t) = \hat{P}_{0.75}(t) - \hat{P}_{0.25}(t) \quad (3.10)$$

Крок 6. Обчислення метрик якості прогнозу. Після отримання фактичних даних розраховуються $MAE, RMSE, MBE, nMAE$ та $RSFE_{mid}$. На цьому етапі не робиться висновок про результативність моделі, оскільки числова інтерпретація переноситься до Розділу 4.

Вихідні дані: оптимальний квантиль τ^* ; вектор номінації $E_{plan}(t)$ на 24 години; набір квантильних меж $\hat{P}_{\tau}(t)$; технічні метрики якості для подальшої верифікації.

Алгоритм квантильного прогнозування та вибору оптимального квантиля номінації проілюстровано на рис. 3.5.

Головним вузлом рішення є перевірка ширини предиктивного інтервалу. Якщо невизначеність прогнозу велика, алгоритм автоматично переходить до обережнішої номінації, що зменшує ризик дорогого негативного небалансу [119].

3.3 Алгоритм прогнозування цін РДН

3.3.1 Загальна схема алгоритму

Прогнозування цін РДН є другим ключовим блоком інтегрованої задачі, оскільки саме очікуваний добовий ціновий профіль визначає доцільність арбітражу, момент заряду накопичувача та економічну цінність перенесення енергії в часі. На відміну від прогнозування генерування ФЕС, ціновий ряд є не лише метеорологічно, а й ринково зумовленим: він залежить від попиту, структури генерування, доступності міждержавних перетинів, частки ВДЕ та поведінки учасників торгів.

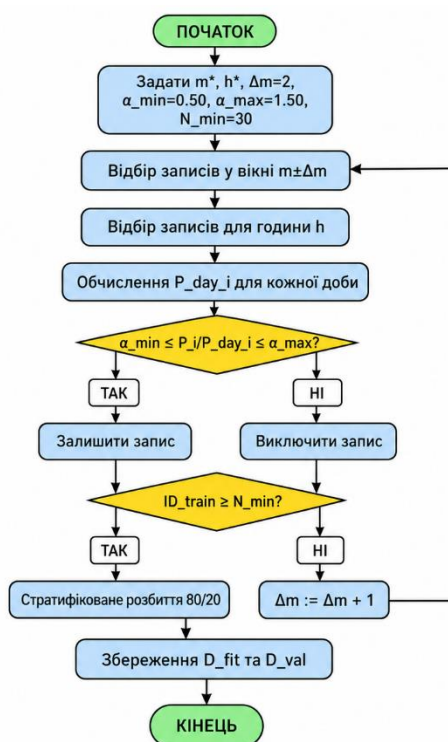


Рисунок 3.5 - Блок-схема алгоритму квантильного прогнозування та вибору оптимального квантиля номінації

У підрозділах 2.3.1-2.3.6 наведено математичну постановку прогнозування цін РДН, включно з конструюванням ознак, кореляційним відбором, нормалізацією, SSA-декомпозицією та корекцією накопиченої

похибки [120]. У цьому підрозділі ці елементи перетворено на алгоритм FC-SSA-LSTM. Загальна послідовність виконання алгоритму наведена у табл. 3.4.

Таблиця 3.4 - Етапи алгоритму прогнозування цін РДН

Етап	Вхідні дані	Операції	Результати
1. Збір та нормалізація ринкових даних	$\lambda(t)$, P_{load} , P_{wind} , P_{solar} , $P_{nuclear}$, $P_{linking}$	синхронізація, очищення, масштабування	нормалізована база ринкових даних
2. Конструювання та відбір ознак	ринкові та системні показники	розрахунок $P_{thermal}$, ΔP , часових лагів; відбір за τ	вектор $z(t)$
3. SSA-декомпозиція цінового ряду	$\lambda'(t)$, параметр L	побудова матриці Ганкеля, SVD, групування компонент	$\lambda_s(t)$, $\lambda_n(t)$
4. Навчання LSTM для кожної компоненти	$\lambda_s(t)$, $\lambda_n(t)$, $z'(t)$	паралельне навчання LSTM _s та LSTM _n	прогноз компонент на 24 години
5. Корекція накопиченої похибки	первинний прогноз, база подібних днів	відбір M подібних днів, медіанна корекція	$\lambda_{final}(t)$

Загальна послідовність виконання алгоритму FC-SSA-LSTM наведена на рис. 3.6. У цій блок-схемі критичними є два вузли: відбір ознак за кореляцією та групування компонент SSA. Перший вузол не допускає перевантаження LSTM нерелевантними змінними, а другий розділяє ціновий ряд на більш передбачувану сигнальну та складнішу стохастичну компоненти.

3.3.2 Алгоритм конструювання та відбору ознак

Вхідні дані: ринкові та системні показники $P_{load}, P_{wind}, P_{solar}, P_{nuclear}, P_{linking}$ цільова змінна $\lambda(t)$; календарні дані; історичні значення ціни. Математичні вирази для торгового простору теплового генерування, показника мінімального технічного виходу, кореляційного відбору та min-max нормалізації наведено у підрозділах 2.3.2-2.3.4.

Крок 1. Обчислення торгового простору теплового генерування. На основі системного навантаження та доступного генерування з ВДЕ, атомного генерування і перетинів розраховується показник $P_{thermal}$. Він відображає частину попиту, яку має покривати теплове або інше маневрене генерування, і тому має фізичний зв'язок із ціноутворенням. Торговий простір теплового генерування

$$P_{thermal} = P_{load} - P_{linking} - P_{wind} - P_{solar} - P_{nuclear} - P_{self} \quad (3.11)$$

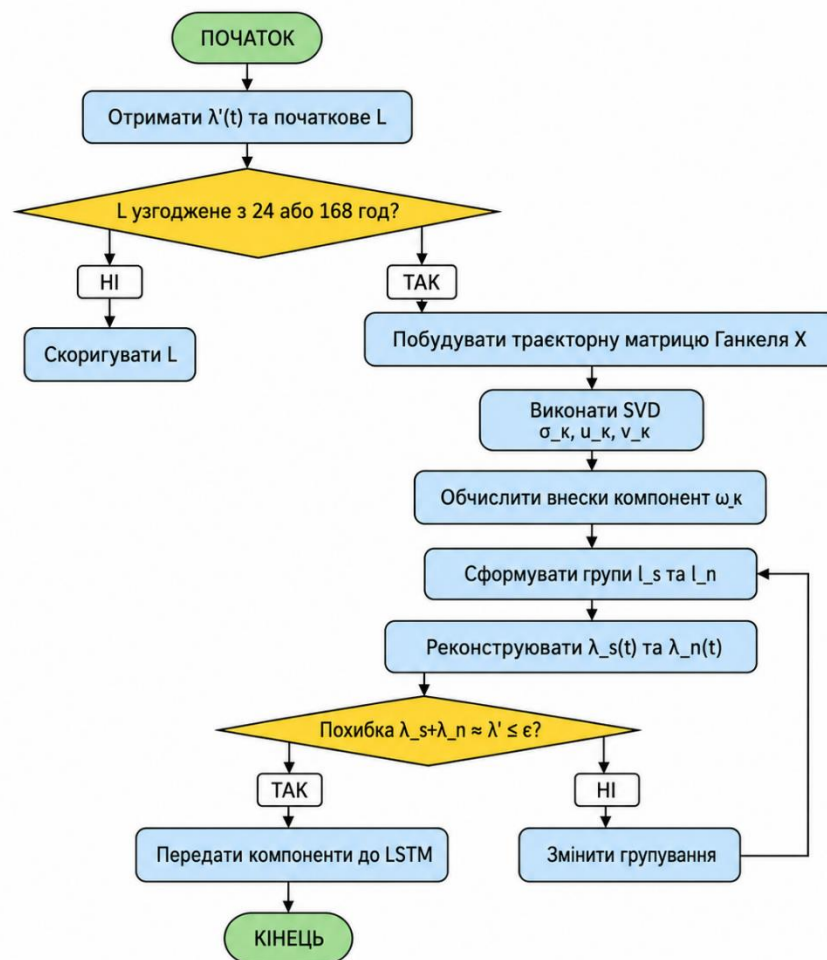


Рисунок - 3.6 - Загальна блок-схема алгоритму FC-SSA-LSTM прогнозування цін РДН

Крок 2. Обчислення показника мінімального технічного виходу. Для оцінки наближення теплового генерування до мінімально допустимого

режиму розраховується FP з параметром $\theta_M = 0,6$. Якщо система наближається до технічних обмежень, зростає ймовірність нелінійної зміни ціни.

$$FP = P_{thermal} - P_{th_cap} \cdot \theta_M, \quad \theta_M = 0.6 \quad (3.12)$$

Крок 3. Формування часових ознак. Для години доби та дня тижня формуються циклічні sin/cos-ознаки. Це дозволяє моделі врахувати добові та тижневі закономірності без штучного розриву між останньою та першою годиною доби.

Крок 4. Формування авторегресійних лагів. До набору ознак включаються $\lambda(t-1), \lambda(t-2), \dots, \lambda(t-24)$. Такі лаги дозволяють LSTM враховувати короткострокову інерційність цінового ряду, не замінюючи при цьому повноцінну рекурентну структуру моделі.

Крок 5. Обчислення коефіцієнтів Пірсона для всіх ознак. Для кожної ознаки X_i визначається кореляція з $\lambda(t)$. Формула $r_{X,\lambda}$ наведена у підрозділі 2.3.3. Коефіцієнт кореляції Пірсона.

$$r_{X,\lambda} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(\lambda_i - \bar{\lambda})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \cdot \sum_{i=1}^n (\lambda_i - \bar{\lambda})^2}} \quad (3.13)$$

Крок 6. Відбір ознак з $|r| \geq 0,5$. Ознаки з абсолютним значенням кореляції нижче порогового рівня виключаються з подальшої обробки. Якщо ознака має важливий фізичний зміст, але не проходить поріг, її можна залишити для контрольного порівняння у Розділі 4, однак у базовому алгоритмі вона не включається. Поріг відбору ознак за кореляцією:

$$|r_{X,\lambda}| \geq 0.5 \quad (3.14)$$

Крок 7. Нормалізація відібраних ознак. Усі відібрані змінні переводяться до діапазону $[0;1]$ методом $min-max$, описаним у підрозділі 2.3.4. Це забезпечує сумісність ознак з різними одиницями вимірювання у LSTM-моделі. Нормалізація $min-max$:

$$X'_i = \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (3.15)$$

Вихідні дані: відібраний вектор ознак $z(t) \in R^k$; нормалізована матриця $Z \in R^{(Nk)}$; таблиця кореляцій (табл. 3.5) для контролю інтерпретованості моделі [121].

Таблиця 3.5 - Відібрані ознаки та їх кореляція з $\lambda(t)$

Ознака	Позначення	r	Включено
Торговий простір	$P_{thermal}$	0,696	Так
Мінімальний технічний вихід	ΔP	0,520	Так
Коефіцієнт завантаження	k_{load}	0,837	Так
Частка ВДЕ	φ_{VDE}	-0,619	Так
Лаг 1 год	$\lambda(t-1)$	визначається за даними	Так/за порогом
Лаг 24 год	$\lambda(t-24)$	визначається за даними	Так/за порогом

3.3.3 Алгоритм SSA-декомпозиції цінового ряду

SSA-декомпозиція використовується для поділу нормалізованого цінового ряду на компоненти, що мають різну природу: трендову, сезонну та шумову. На відміну від класичної фільтрації, SSA не потребує попереднього припущення про форму тренду або періодичності. Математичні операції побудови траєкторної матриці, SVD та діагонального усереднення наведено у підрозділі 2.3.5.

Вхідні дані: нормалізований ціновий ряд $\lambda'(t), t=1, \dots, N$; параметр вікна L ; кількість компонент для групування; поріг відновлення ε .

Крок 1. Вибір параметра вікна L . Вікно обирається так, щоб воно відображало добові та тижневі цикли ціни. Практично доцільно, щоб L було кратним 24 або 168, а також достатнім для виділення повільних змін цінового ряду.

Крок 2. Побудова траєкторної матриці Ганкеля. З нормалізованого ряду $\lambda'(t)$ формується матриця X розміром $L \times K$, де $K = N - L + 1$. Кожен стовпець матриці є зсунутим фрагментом вихідного ряду. Розмірність траєкторної матриці Ганкеля:

$$X \in \mathbb{R}^{L \times K}, \quad K = N - L + 1 \quad (3.16)$$

Крок 3. Сингулярний розклад. Для матриці X виконується SVD, у результаті чого отримуються сингулярні значення σ_k та відповідні вектори u_k, v_k . Ці елементи задають елементарні компоненти ряду. Сингулярний розклад матриці:

$$X = U \Sigma V^T \quad (3.17)$$

Крок 4. Аналіз внесків компонент. Для кожної компоненти розраховується частка внеску ω_k . На основі послідовності ω_k визначається, які компоненти містять основний сигнал, а які переважно відповідають шуму. Внесок SSA-компоненти:

$$\omega_k = \frac{\sigma_k^2}{\sum_{j=1}^L \sigma_j^2} \quad (3.18)$$

Крок 5. Групування компонент. Сигнальна група I_s формується з перших компонент, що описують тренд і регулярні коливання, наприклад

$k = 1..5$. Шумова група I_n формується з наступних компонент, наприклад $k = 6..10$.

Крок 6. Реконструкція двох рядів. Для кожної групи компонент формується відповідна матриця X_s або X_n , після чого шляхом діагонального усереднення отримуються ряди $\lambda_s(t)$ і $\lambda_n(t)$.

Крок 7. Перевірка відновлення ряду. Перевіряється наближена рівність $\lambda_s(t) + \lambda_n(t) \approx \lambda'(t)$. Якщо відхилення перевищує ε , переглядається кількість компонент у групах або параметр L . Перевірка реконструкції цінового ряду:

$$\lambda_s(t) + \lambda_n(t) \approx \lambda'(t) \quad (3.19)$$

Вихідні дані: сигнальний ряд $\lambda_s(t)$, який містить тренд і регулярну сезонність; шумовий ряд $\lambda_n(t)$, який містить короткострокові стохастичні коливання; параметри групування компонент.

Блок-схема алгоритму SSA-декомпозиції наведена на рис. 3.7.

Вузли вибору L та перевірки реконструкції забезпечують контроль якості декомпозиції. Якщо компоненти згруповано некоректно, LSTM отримує спотворені сигнали, тому блок перевірки є обов'язковим перед навчанням нейронних мереж [123].

3.3.4 Алгоритм навчання LSTM-моделей

Після SSA-декомпозиції прогнозування виконується двома LSTM-моделями: окремо для сигнальної та шумової компонент. Такий поділ зменшує складність задачі для кожної мережі, оскільки одна модель вивчає відносно регулярні залежності, а друга - залишкову короткострокову змінність. Це відповідає методиці FC-SSA-LSTM та математичній постановці підрозділу 2.3.6. Вхідні дані: $\lambda_s(t)$ та $\lambda_n(t)$; нормалізований вектор ознак $z'(t)$; параметри train/test split 80:20; довжина послідовності $T_{seq} = 168$ год.

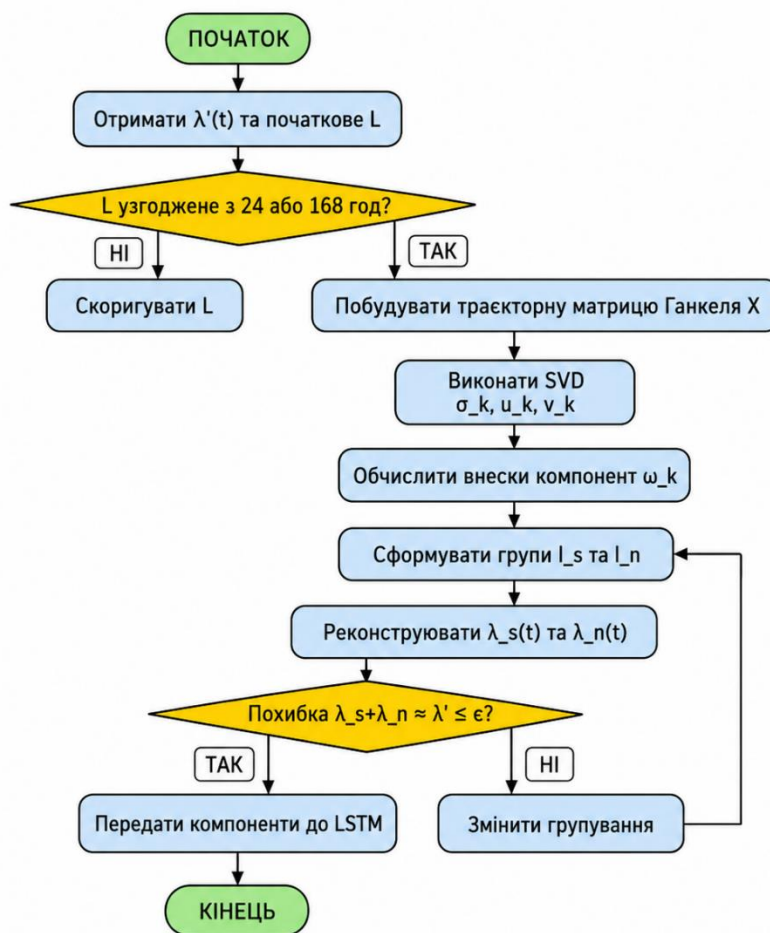


Рисунок - 3.7. Блок-схема алгоритму SSA-декомпозиції

Крок 1. Формування навчальних послідовностей. Для кожного моменту часу t формується вхідна послідовність із попередніх 168 годин. Виходом є вектор прогнозу на 24 години вперед. Такий формат відповідає практичному завданню РДН, де рішення приймається одразу для всієї наступної доби.

Крок 2. Навчання LSTM_s для сигнальної компоненти. Мережа містить перший LSTM-шар на 64 нейрони з `return_sequences=True`, шар Dropout 0,2, другий LSTM-шар на 32 нейрони з `return_sequences=False`, другий Dropout 0,2 та Dense-шар на 24 виходи. Оптимізатор - Adam з `lr=0,001`, функція втрат - MSE.

Крок 3. Навчання LSTM_n для шумової компоненти. Для шумової компоненти використовується аналогічна, але компактніша архітектура: 32 нейрони у першому LSTM-шарі та 16 у другому. Зменшення кількості

нейронів знижує ризик перенавчання на стохастичній компоненті. Узагальнені параметри архітектури наведено у табл. 3.6.

Крок 4. Рекурентний прогноз на 24 години. На кожному кроці горизонту прогноз $h+1$ може використовуватися як вхід для наступного прогнозу $h+2$. Це створює ризик накопичення похибки, який надалі компенсується алгоритмом подібних днів.

Крок 5. Об'єднання прогнозів. Прогноз сигнальної компоненти та прогноз шумової компоненти підсумовуються для отримання первинного прогнозу $\hat{\lambda}(t+h)$. Рекурентний прогноз ціни на 24 години:

$$\hat{\lambda}(t+h) = \hat{\lambda}_s(t+h) + \hat{\lambda}_n(t+h) \quad (3.20)$$

Крок 6. Валідація на тестовій вибірці. Для первинного прогнозу обчислюються MAE, MAPE, RMSE і R^2 . У цьому розділі метрики розглядаються як технічні виходи алгоритму, а їх числова інтерпретація переноситься до Розділу 4.

Таблиця 3.6 - Архітектура LSTM-моделей

Шар	LSTM_s	LSTM_n
LSTM 1 нейрони	64	32
Dropout 1	0,2	0,2
LSTM 2 нейрони	32	16
Dropout 2	0,2	0,2
Dense виходи	24	24
Оптимізатор	Adam	Adam
lr	0,001	0,001
Батч	96	96
Епохи	100	100

Вихідні дані: навчені моделі LSTM_s та LSTM_n; первинний прогноз цін на 24 години $\hat{\lambda}(t+h)$; журнал навчання та контрольні метрики. Блок-схема алгоритму навчання LSTM-моделей наведена на рис. 3.8.

Паралельне навчання двох LSTM-моделей дозволяє розділити регулярну та нерегулярну частини цінового процесу. Вузол контролю

validation loss запобігає надмірному навчанню, особливо для шумової компоненти, яка має нижчу передбачуваність [124].

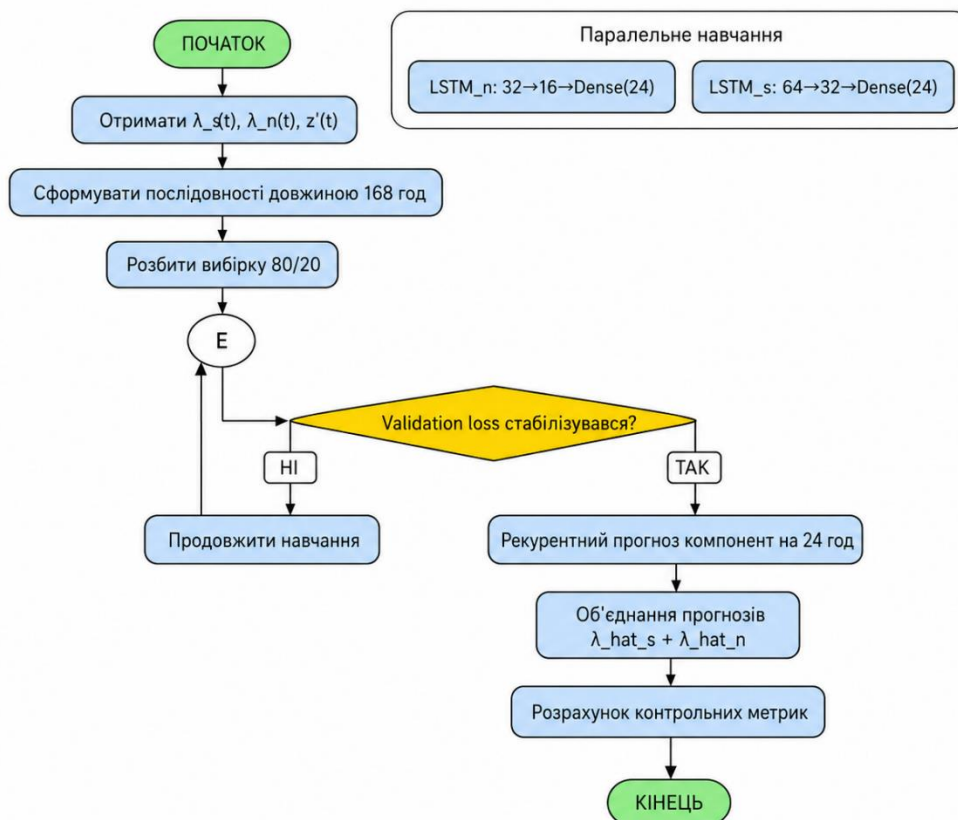


Рисунок - 3.8. Блок-схема алгоритму навчання LSTM-моделей

3.3.5 Алгоритм відбору подібних днів та корекції помилки

Рекурентне прогнозування на 24 години може спричиняти накопичення похибки, оскільки помилка на ранніх кроках впливає на наступні кроки прогнозу. Для зменшення цього ефекту застосовується корекція за подібними днями, що відповідає логіці error correction у FC-SSA-LSTM і математичній постановці підрозділу 2.3.7.

Вхідні дані: первинний прогноз $\hat{\lambda}(t)$; база даних прогнозних помилок історичних днів; параметр $M=30$; ознаки добового профілю навантаження, частки ВДЕ, дня тижня та сезону.

Крок 1. Формування ознакового вектора прогнозного дня. Для доби, на яку формується прогноз, задається вектор із профілю навантаження, очікуваної частки ВДЕ, календарного типу дня та сезонного індикатора.

Крок 2. Обчислення подібності з кожним історичним днем. Для кожного історичного дня визначається дискретна відстань Фреше між профілями. Загальна подібність формується як інтегральний показник за всіма ключовими ознаками. Інтегральна подібність історичного дня:

$$F_j = \prod_{i=1}^k \frac{1}{d_{i,j}} \quad (3.21)$$

Крок 3. Ранжування та відбір $M = 30$ найподібніших днів. Історичні дні сортуються за спаданням подібності, після чого відбирається перша група з 30 діб. Якщо база недостатня, кількість днів може бути зменшена з фіксацією цього факту у журналі розрахунку.

Крок 4. Обчислення погодинних помилок для подібних днів. Для кожного відібраного дня визначається різниця між історичним прогнозом і фактичною ціною для кожної години доби.

Крок 5. Обчислення корекційної послідовності. Для кожної години t обчислюється медіана помилок M подібних днів. Використання медіани є доцільним, оскільки вона менш чутлива до одиничних аномальних ринкових подій. Медіанна корекція погодинної похибки.

$$med_t = \text{median}(\varepsilon_{1,t}, \varepsilon_{2,t}, \dots, \varepsilon_{M,t}) \quad (3.22)$$

Крок 6. Застосування корекції. Первинний прогноз коригується шляхом додавання медіанної послідовності med_t . Якщо корекція змінює фізично або ринково допустимі межі ціни, застосовується обмеження за історичним діапазоном. Корекція прогнозу ціни:

$$\tilde{\lambda}(t) = \hat{\lambda}(t) + med_t \quad (3.23)$$

Крок 7. Денормалізація. Скоригований ряд переводиться з нормалізованого масштабу у фактичні одиниці вимірювання за параметрами min-max, збереженими на етапі навчання. Денормалізація скоригованого прогнозу.

$$\hat{\lambda}_{final} = \tilde{\lambda} \cdot (X_{max} - X_{min}) + X_{min} \quad (3.24)$$

Вихідні дані: скоригований прогноз цін $\hat{\lambda}_{final}(t)$ на 24 години; список подібних днів; медіанна корекційна послідовність; журнал корекції. Блок-схема алгоритму корекції накопиченої похибки наведена на рис. 3.9.

Основним вузлом є цикл відбору подібних днів, оскільки саме він визначає, які історичні помилки будуть використані для корекції. Медіанна агрегація зменшує вплив рідкісних цінових сплесків і робить корекцію стійкішою до аномалій [125].

3.4 Алгоритми керування УЗЕ

3.4.1 Загальна схема керування УЗЕ

Установка збереження електроенергії у складі комплексу ФЕС+УЗЕ може виконувати дві різні функції: збільшувати дохід шляхом арбітражу на РДН або зменшувати витрати на небаланси шляхом компенсації дефіцитів генерування ФЕС. Математична модель фізичних обмежень накопичувача наведена у підрозділі 2.4.2, а постановка двох стратегій - у підрозділах 2.4.4 і 2.4.5. Арбітражна стратегія є доцільною тоді, коли очікуваний ціновий спред між годинами заряду та розряду перевищує втрати на циклі та вартісні наслідки зносу. Балансуюча стратегія є доцільною тоді, коли ризик негативних

небалансів є суттєвим, а асиметрія цін небалансів робить дефіцит генерування дорожчим за надлишок. Загальне порівняння стратегій наведено у табл. 3.7.

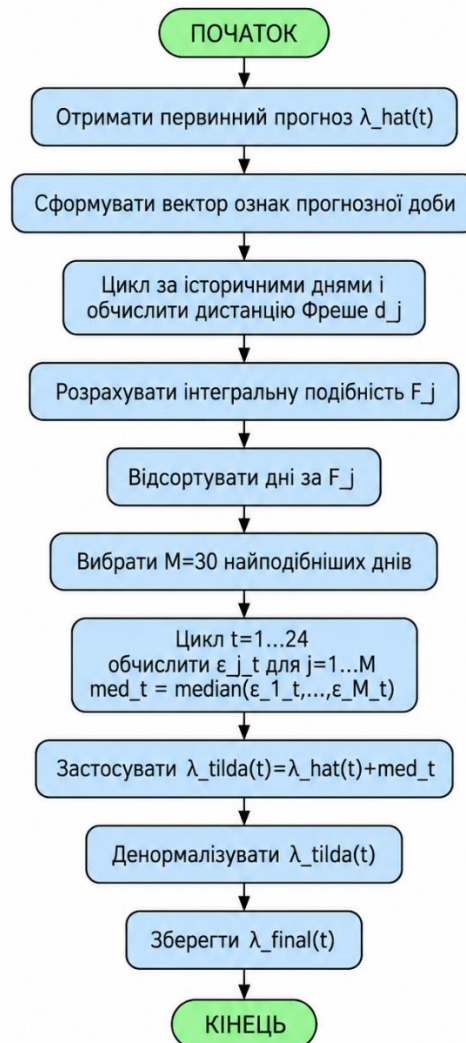


Рисунок - 3.9. Блок-схема алгоритму корекції накопиченої похибки

Таблиця 3.7 - Порівняння стратегій керування УЗЕ

Критерій	Стратегія 1	Стратегія 2
Назва	Арбітраж РДН	Балансування ФЕС
Цільова функція	max дохід від спреду	min витрати на небаланси
Вхідний сигнал	$\hat{\lambda}_{DAM}(t)$	$\Delta P_{pv}(t) = P_{plan} - P_{fact}$
Коли застосовується	великий ціновий спред	великі небаланси ФЕС
Вихідний сигнал	$P_c h, P_{dis}^{arb}$	$P_c h, P_{dis}^{bal}$

Загальна блок-схема керування УЗЕ наведена на рис. 3.10.

Вузол порівняння R_{arb} і R_{bal} визначає економічну логіку добового режиму УЗЕ. Після вибору стратегії всі команди проходять через фізичні обмеження SoC , потужності заряду/розряду та збалансованості циклу, що запобігає формуванню нереалізованих режимів.

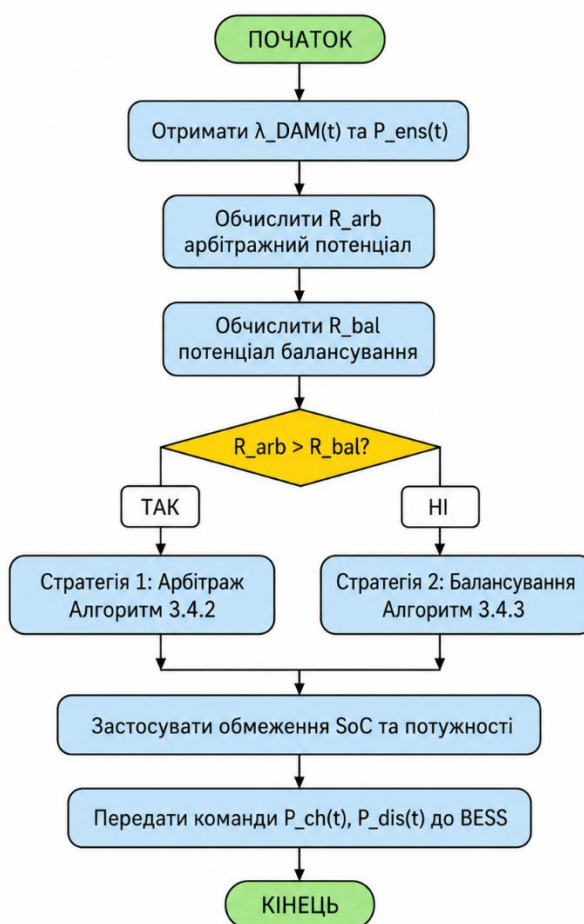


Рисунок - 3.10. Загальна блок-схема керування УЗЕ

3.4.2 Алгоритм арбітражу на РДН (Стратегія 1)

Арбітражна стратегія реалізує перенесення електроенергії з годин низької ціни до годин високої ціни. Вона спирається на прогноз цін РДН, сформований у підрозділі 3.3, і фізичну модель УЗЕ, наведену в підрозділі 2.4.2. Її математична цільова функція подана у підрозділі 2.4.4.

Вхідні дані: прогноз цін РДН $\lambda_{DAM}(t)$ на 24 години; прогноз генерування ФЕС $P_{ens}(t)$; поточний стан УЗЕ $E(0)$; обмеження $E_{min}, E_{max}, P_{max_ch}, P_{max_dis}$; ККД $\eta_{rt}, \eta_{ch}, \eta_{dis}$.

Крок 1. Ранжування годин за рівнем ціни. Усі 24 години прогнозованої доби сортуються за $\lambda_{DAM}(t)$. Нижній кuartиль цін позначається як множина годин потенційного заряду, верхній кuartиль - як множина годин потенційного розряду.

Крок 2. Перевірка маржинальної умови прибутковості. Для кожної пари годин заряду і розряду перевіряється, чи перевищує очікувана ціна розряду приведену ціну заряду з урахуванням ККД циклу. Якщо умова не виконується, відповідна операція виключається. Маржинальна умова прибутковості арбітражу.

$$\lambda_{dis} - \frac{\lambda_{ch}}{\eta_{rt}} > 0 \quad (3.25)$$

Крок 3. Формування попереднього графіка. У годинах заряду встановлюється $P_{ch}(t) = P_{max_ch}$, а в годинах розряду $P_{dis}(t) = P_{max_dis}$, якщо це не суперечить фізичним обмеженням.

Крок 4. Покрокова перевірка балансу SoC. Для кожної години t обчислюється новий стан заряду. Якщо $E(t) > E_{max}$, потужність заряду зменшується; якщо $E(t) < E_{min}$, потужність розряду зменшується. Корекція виконується ітеративно до дотримання обмежень. Баланс стану заряду УЗЕ.

$$E(t) = E(t-1) + P_{ch}(t) \cdot \eta_{ch} - \frac{P_{dis}(t)}{\eta_{dis}} \quad (3.26)$$

Крок 5. Перевірка умови збалансованості циклу. Наприкінці доби перевіряється наближена рівність $E(24) \approx E(0)$. Якщо умова не виконується,

графік коригується в останні години доби або в годинах з найменшим економічним ефектом. Умова збалансованості добового циклу.

$$E(24) \approx E(0) \quad (3.27)$$

Крок 6. Формування модифікованої номінації. До прогнозного профілю ФЕС додається вплив УЗЕ: заряд зменшує відпуск у мережу, розряд збільшує його. Отриманий профіль є ринковою номінацією з урахуванням арбітражу. Арбітражна номінація з урахуванням УЗЕ.

$$E_{plan_arb}(t) = \hat{P}_{ens}(t) - P_{ch}(t) + P_{dis}(t) \quad (3.28)$$

Крок 7. Обчислення очікуваного арбітражного доходу. Після формування графіка визначається очікуваний дохід R_{arb} як сума погодинних цінових ефектів від розряду та заряду. На цьому етапі отримане значення використовується лише для вибору стратегії та подальшої перевірки у Розділі 4.

Вихідні дані: графік заряду/розряду $P_{ch}(t), P_{dis}(t)$; модифікована номінація $E_{plan_arb}(t)$; очікуваний арбітражний дохід R_{arb} ; профіль SoC на 24 години. Блок-схема алгоритму арбітражної стратегії наведена на рис. 3.11. Основними вузлами рішення є перевірка маржинальної прибутковості та контроль SoC . Перша умова запобігає економічно недоцільному циклуванню батареї, друга - гарантує фізичну реалізованість графіка [126].

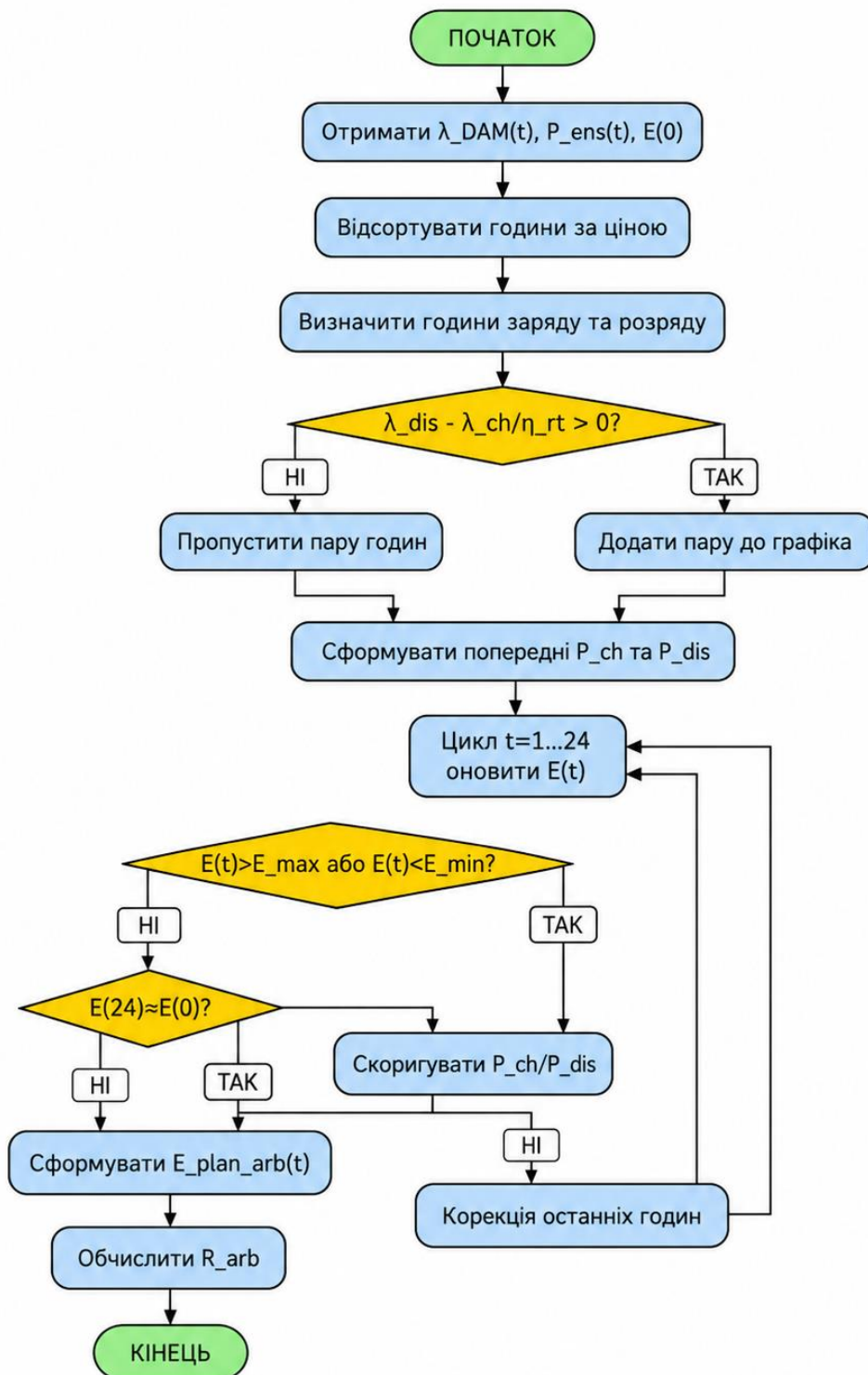


Рисунок - 3.11. Блок-схема алгоритму арбітражу на РДН

3.4.3 Алгоритм зменшення небалансів ФЕС (Стратегія 2)

Балансуюча стратегія спрямована не на максимізацію цінового спреда, а на зменшення негативних небалансів ФЕС. У цій стратегії УЗЕ

використовується як інструмент покриття дефіцитів фактичного генерування відносно комерційної номінації. Її математична постановка наведена у підрозділі 2.4.5.

Вхідні дані: прогноз генерування $P_{ens}^*(t)$; прогноз цін $\lambda_{DAM}^*(t)$; прогноз або історична оцінка цін небалансів $\lambda_{imb}^*(t)$, $\lambda_{imb}^+(t)$; номінація $E_{plan}(t)$; поточний стан УЗЕ $E(0)$ та фізичні обмеження.

Крок 1. Фаза 1 - нічний заряд (00:00-05:00). У нічному інтервалі обираються три години з мінімальними прогнозними цінами РДН. У ці години УЗЕ заряджається з урахуванням вільної ємності та обмеження P_{max_ch} . Метою фази є підготовка енергетичного резерву для денного покриття дефіцитів.

Крок 2. Фаза 2 - денне балансування (06:00-16:00). Для кожної години денного інтервалу порівнюються фактичне генерування ФЕС та номінація. Якщо $P_{pv_fact}(t) < E_{plan}(t)$, фіксується дефіцит, який покривається розрядом УЗЕ у межах $p_{v_fact}(t) < \text{доступної потужності та енергії}$.

Крок 3. Фаза 3 - вечірній розряд (17:00-22:00). Якщо після денного балансування у УЗЕ залишилася енергія понад резервний мінімум, вона може бути реалізована в години з ціною вище середньої. При цьому пріоритетом залишається недопущення порушення $SoC_reserve$.

Крок 4. Обчислення фактичного відпуску. Фактичний відпуск комплексу визначається як сума фактичної генерування ФЕС, розряду на покриття дефіциту, розряду в мережу та віднімання заряду. Фактичний відпуск у балансуєчій стратегії.

$$E_{fact_bal}(t) = P_{pv_fact}(t) + P_{dis_def}(t) + P_{dis_grid}(t) - P_{ch}(t) \quad (3.29)$$

Крок 5. Обчислення небалансу. Для кожної години визначається різниця між фактичним відпуском і номінацією. Негативне значення означає дефіцит, позитивне - надлишок. Небаланс після роботи УЗЕ.

$$\Delta E_{bal}(t) = E_{fact_bal}(t) - E_{plan}(t) \quad (3.30)$$

Крок 6. Обчислення вартості небалансів. Якщо небаланс негативний, застосовується ціна негативного небалансу; якщо позитивний - ціна позитивного небалансу. Різниця між базовим і скоригованим варіантами формує очікувану економію R_{bal} .

Вихідні дані: графік роботи УЗЕ $P_{ch}, P_{dis_def}, P_{dis_grid}$; фактичний відпуск $E_{fact_bal}(t)$; вектор небалансів $\Delta E_{bal}(t)$; очікувана економія R_{bal} ; добовий профіль SoC . Блок-схема алгоритму балансуючої стратегії наведена на рис. 3.12.

Блок-схема має три часові фази, оскільки функція накопичувача протягом доби змінюється: спочатку він створює резерв, потім покриває дефіцит, а після цього може реалізувати залишкову енергію. Вузол порівняння $P_{pv_fact}(t)$ та $E_{plan}(t)$ є центральним для балансуючої логіки.

3.4.4 Алгоритм вибору між стратегіями

Вибір між арбітражною та балансуючою стратегіями виконується щоденно після отримання прогнозу цін РДН і прогнозу генерування ФЕС. Цей алгоритм є зв'язком між прогнозними блоками та блоком керування УЗЕ. Його математична маржинальна умова наведена у підрозділі 2.5.2.

Вхідні дані: R_{arb} ; R_{bal} ; поточний рівень заряду $E(0)$; мінімально необхідний рівень заряду $E_{min_required}$; прогнозні ціни та прогнозні дефіцити.

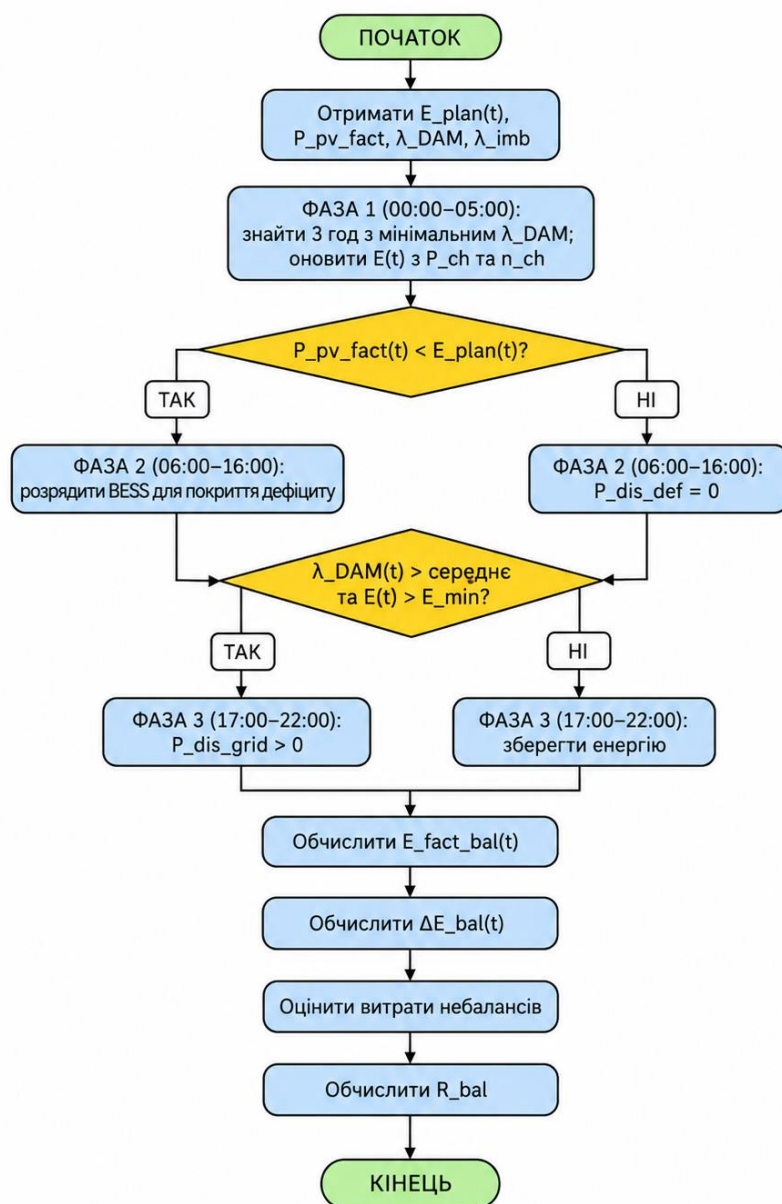


Рисунок - 3.12. Блок-схема алгоритму балансуючої стратегії

Крок 1. Обчислення арбітражного потенціалу. На основі попередньо сформованого арбітражного графіка визначається очікуваний дохід R_{arb} від перенесення енергії між годинами доби.

Крок 2. Обчислення потенціалу балансування. На основі прогнозного дефіциту ФЕС та цін негативного небалансу оцінюється можлива економія R_{bal} від використання УЗЕ для покриття дефіцитів. Потенціал балансування дефіцитів.

$$R_{bal} = \sum_{t \in T^-} \hat{\lambda}_{imb}^-(t) \cdot \hat{P}_{def}(t) \quad (3.31)$$

Крок 3. Маржинальна умова вибору стратегії. Якщо $R_{arb} > R_{bal}$, активується арбітражна стратегія. Якщо $R_{bal} \geq R_{arb}$, пріоритет надається балансуванню ФЕС, оскільки зменшення небалансів має вищу очікувану економічну цінність.

Крок 4. Перевірка достатності SoC. Якщо поточний рівень заряду нижчий за мінімально необхідний, алгоритм незалежно від обраної стратегії активує нічний заряд, щоб забезпечити технічну готовність накопичувача.

Вихідні дані: обрана стратегія 1 або 2; активований алгоритм керування; службовий прапорець необхідності примусового нічного заряду [127].

3.4.5 Алгоритм резервування SoC

Резервування SoC використовується для недопущення ситуації, коли УЗЕ повністю розряджається в арбітражному режимі і не має енергії для покриття критичного дефіциту ФЕС. У математичній моделі Розділу 2 це відповідає введенню динамічного нижнього обмеження стану заряду, а в алгоритмічній реалізації - щогодинному оновленню $E_{min}(t)$.

Вхідні дані: квантильний прогноз дефіциту $P_{\tau^*_{def}}(t)$; прогноз цін балансуєної енергії $\lambda^+_{BM}(t)$; прогноз цін РДН; поточний SoC; параметри η_{dis} та фізичні межі УЗЕ.

Крок 1. Визначення критичних годин. Формується множина T_{crit} , до якої належать години, де очікувана ціна балансуєної енергії перевищує ціну РДН або де ризик дефіциту є підвищеним.

Крок 2. Обчислення цільового резерву SoC. Для критичних годин підсумовується прогнозний дефіцит з урахуванням ККД розряду. Отримане значення задає мінімальний енергетичний резерв. Цільовий резерв SoC.

$$SoC_{reserve} = \frac{1}{\eta_{dis}} \cdot \sum_{t \in T_{crit}} \hat{P}_{\tau, def}^*(t) \quad (3.32)$$

Крок 3. Обмеження доступної потужності розряду. Якщо поточний $E(t)$ менший або дорівнює $SoC_{reserve}$, розряд поза критичними годинами забороняється або обмежується.

Крок 4. Оновлення обмежень для алгоритму УЗЕ. Розрахований $SoC_{reserve}$ передається як динамічне $E_{min}(t)$ в алгоритми 3.4.2 і 3.4.3.

Вихідні дані: динамічне обмеження $E_{min}(t)$ для кожної години; профіль резервування SoC ; перелік критичних годин T_{crit} .

3.5 Загальний алгоритм прийняття рішень з керування комплексом ФЕС та УЗЕ

3.5.1 Загальний пайплайн від даних до ринкової заявки

Інтегрований алгоритм поєднує три блоки: прогнозування генерування ФЕС, прогнозування цін РДН і керування УЗЕ. Його математична зв'язність наведена у підрозділі 2.5, де показано, що вибір квантиля номінації та графіка роботи УЗЕ утворюють ієрархічну задачу прийняття рішень. У цьому підрозділі наведено послідовність практичного виконання алгоритму оператором комплексу ФЕС+УЗЕ.

Пайплайн починається з отримання метеорологічних і ринкових даних за добу D-1. Після цього формується прогноз генерування ФЕС і набір квантильних профілів. Паралельно або послідовно запускається алгоритм FC-SSA-LSTM для прогнозування цін РДН. Далі прогноз ціни та прогноз генерування використовуються для вибору стратегії УЗЕ, після чого формується фінальна ринкова заявка. У добу D алгоритм переходить у режим моніторингу, фіксує фактичне генерування, виконання команд УЗЕ і небаланси, а після завершення доби оновлює базу подібних днів. Інтегрований

алгоритм прийняття рішень оператора комплексу ФЕС+УЗЕ наведено на рис. 3.13.

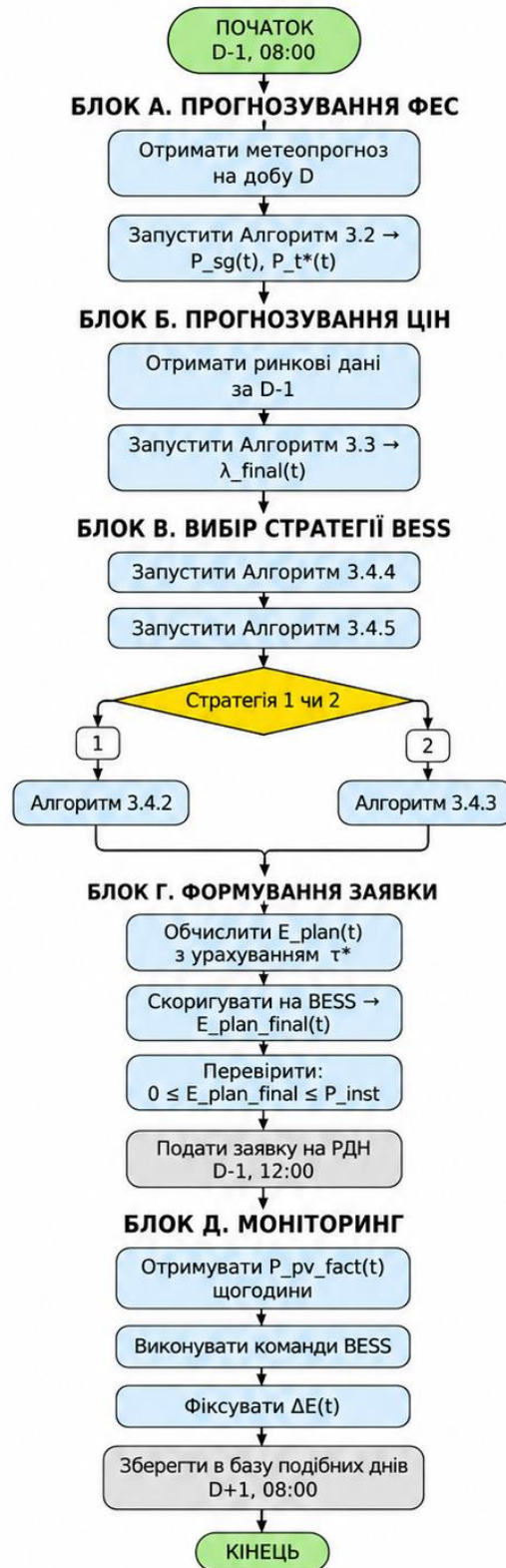


Рисунок - 3.13. Інтегрована блок-схема алгоритму прийняття рішень оператора комплексу ФЕС+УЗЕ

Головними вузлами рішення в інтегрованому пайплайні є вибір стратегії УЗЕ та перевірка фізичних обмежень фінальної заявки. Саме ці вузли забезпечують узгодження економічної мети з технічною реалізованістю режиму ФЕС+УЗЕ.

3.5.2 Часова послідовність виконання алгоритмів

Практичне застосування інтегрованого алгоритму потребує фіксації часової послідовності його виконання. Оскільки заявка на РДН подається до встановленого ринкового дедлайну, усі прогнозні та оптимізаційні процедури мають бути завершені до моменту подання номінації. Орієнтовну часову послідовність наведено у табл. 3.8.

Таблиця 3.8 - Часова послідовність виконання алгоритмів

Час	Дія	Алгоритм	Результат
D-1, 08:00	Отримання метеопрогнозу	-	Вхідні дані
D-1, 09:00	Прогноз генерування ФЕС	3.2	$P^{\wedge}_{sg}, P^{\wedge}_{\tau^*}$
D-1, 09:30	Прогноз цін РДН	3.3	$\lambda^{\wedge}_{final}$
D-1, 10:00	Вибір стратегії УЗЕ	3.4.4	Стратегія 1/2
D-1, 10:30	Оптимізація графіка УЗЕ	3.4.2/3.4.3	P_{ch}, P_{dis}
D-1, 11:00	Формування ринкової заявки	3.2.5	E_{plan_final}
D-1, 12:00	Подача заявки на РДН	-	Заявка
D, 00:00-23:00	Виконання команд УЗЕ	3.4.5	Реальний відпуск
D+1, 08:00	Запис у базу подібних днів	3.3.5	База помилок

Наведена послідовність не є жорстким програмним розкладом, однак вона відображає логіку прийняття рішень. Найбільш критичним є інтервал між отриманням даних і поданням заявки, оскільки саме в цей проміжок мають бути завершені прогноз ФЕС, прогноз цін, вибір стратегії УЗЕ і перевірка фізичних обмежень [128].

3.6 Висновки до розділу 3

У даному розділі запропоновано алгоритмічну реалізацію математичних методів прогнозування генерування ФЕС, прогнозування цін РДН та керування УЗЕ у складі комплексу ФЕС+УЗЕ.

Розроблено алгоритм попередньої обробки даних ФЕС, що передбачає перевірку фізичних меж, виявлення статистичних викидів методом IQR, відновлення пропусків, формування матриці ознак і контроль її повноти. Це забезпечує підготовку якісного набору даних для подальшого навчання прогнозних моделей.

Запропоновано алгоритм формування оптимальної навчальної вибірки, який поєднує фільтрацію за сезонним часовим вікном, годиною доби та нормованим обсягом генерування. Ітераційне розширення вікна у разі недостатнього обсягу вибірки дозволяє забезпечити баланс між подібністю записів і статистичною достатністю.

Розроблено алгоритм навчання ансамблевої моделі RF+XGBoost+LightGBM, що передбачає паралельне навчання базових моделей, формування прогнозів на валідаційній вибірці, оптимізацію ваг ансамблю методом SLSQP та згладжування добового профілю фільтром Савіцького-Голя.

Розроблено алгоритм квантильного прогнозування та вибору оптимального квантиля номінації, який формує емпіричний розподіл прогнозу, обчислює квантильні межі та вибирає квантиль з урахуванням асиметрії цін небалансів і ширини предиктивного інтервалу.

Запропоновано алгоритм прогнозування цін РДН на основі FC-SSA-LSTM, що включає конструювання фізично інтерпретованих ознак, кореляційний відбір, нормалізацію, SSA-декомпозицію цінового ряду, навчання LSTM-моделей для окремих компонент і корекцію накопиченої похибки за подібними днями.

Розроблено алгоритми керування УЗЕ для двох стратегій: арбітражу на РДН і балансування генерування ФЕС. Арбітражна стратегія забезпечує перенесення енергії з годин низьких цін у години високих цін, а балансуюча стратегія використовує накопичувач для покриття дефіциту генерування та зменшення витрат на негативні небаланси.

Запропоновано алгоритм вибору між стратегіями УЗЕ та алгоритм резервування SoC. Перший зіставляє очікуваний арбітражний дохід із потенційною економією від балансування, а другий формує динамічний резерв стану заряду для критичних годин, що забезпечує узгодження економічної доцільності з технічними обмеженнями накопичувача.

РОЗДІЛ 4

ВЕРИФІКАЦІЯ ЗАПРОПОНОВАНИХ МЕТОДІВ Й АЛГОРИТМІВ ТА РЕЗУЛЬТАТИ ЕКСПЕРИМЕНТІВ

У цьому розділі наведено результати числових експериментів, виконаних для перевірки працездатності методів прогнозування генерування фотоелектричних станцій, прогнозування цін ринку «на добу наперед» та керування акумуляторною системою накопичення енергії у складі комплексу ФЕС та УЗЕ. Розділ присвячено оцінюванню техніко-економічної ефективності запропонованих рішень. Основою для проведення розрахунків є фактичні погодинні дані роботи реальної фотоелектричної станції встановленою потужністю 9,5 МВт, доповненої УЗЕ потужністю 1,0 МВт та енергоємністю 2,0 МВт·год, за період з 01.01.2025 до 30.09.2025.

4.1 Опис об'єкту дослідження та вхідних даних

4.1.1 Характеристика досліджуваного енергетичного комплексу

Об'єктом числового дослідження є реальний промисловий енергетичний комплекс ФЕС та УЗЕ, розташований в Україні та інтегрований у ринок електроенергії за моделлю добового планування відпуску. Комплекс містить фотоелектричну станцію встановленою потужністю 9,5 МВт і акумуляторну систему зберігання енергії з номінальною потужністю заряду/розряду 1,0 МВт та енергетичною ємністю 2,0 МВт·год. Така конфігурація є типовою для задач підвищення керованості ФЕС, оскільки потужність УЗЕ не дорівнює встановленій потужності ФЕС, а виконує функцію часткового буфера для часової оптимізації та зменшення небалансів.

У розрахунках прийнято, що УЗЕ може заряджатися і розряджатися з однаковою номінальною потужністю 1,0 МВт, а повний робочий діапазон SoC

становить від 0,0 до 2,0 МВт·год. Коефіцієнти корисної дії заряду і розряду прийняті однаковими та дорівнюють 0,938, що дає повний *round-trip efficiency*

$$\eta_{rt} = \eta_{ch} \cdot \eta_{dis} = 0,938 \cdot 0,938 = 0,880 \quad (4.1)$$

Математична основа опису обмежень УЗЕ наведена у підрозділі 2.4.2, а алгоритмічні правила формування графіка заряду/розряду - у підрозділах 3.4.2 та 3.4.3.

Наведені параметри визначають фізично допустиму область роботи комплексу та використовуються як обмеження у всіх подальших розрахунках. Встановлена потужність ФЕС у 9,5 МВт є базою для нормування похибок $nMAE$ та $nRMSE$. Ємність УЗЕ 2,0 МВт·год означає, що один повний еквівалентний цикл відповідає відпуску 2,0 МВт·год з накопичувача. Повний ККД 0,880 безпосередньо впливає на економічну доцільність арбітражу, оскільки частина енергії втрачається при циклі заряду-розряду.

Таблиця 4.1 - Технічні параметри досліджуваного комплексу ФЕС та УЗЕ

Параметр	Позначення	Значення	Одиниця
Встановлена потужність ФЕС	P_{inst}	9,5	МВт
Номінальна потужність заряду УЗЕ	$P_{ch,max}$	1,0	МВт
Номінальна потужність розряду УЗЕ	$P_{dis,max}$	1,0	МВт
Енергетична ємність УЗЕ	E_{BESS}	2,0	МВт·год
ККД заряду	η_{ch}	0,938	в.о.
ККД розряду	η_{dis}	0,938	в.о.
Повний ККД циклу	η_{rt}	0,880	в.о.
Мінімальний SoC	E_{min}	0,0	МВт·год
Максимальний SoC	E_{max}	2,0	МВт·год
Період дослідження	T	січень-вересень 2025 р.	-
Кількість розрахункових годин	N	6552	год

ФЕС здійснює комерційні операції на ринку електроенергії України у сегменті РДН. Оператор щоденно до 12:00 доби D-1 подає погодинну номінацію для доби D, після чого фактичний відпуск у кожній годині порівнюється із заявленим планом. Відхилення між фактичним відпуском і комерційною номінацією врегульовуються через механізм небалансів балансуючого ринку за двоціновою схемою. Саме тому точність прогнозування та здатність УЗЕ змінювати профіль відпуску перетворюються на економічні фактори, а не лише на технічні характеристики.

4.1.2 Структура та якість вхідних даних

Для числового моделювання використано три групи вхідних даних: технологічну телеметрію ФЕС, метеорологічні дані та ринкові дані. Технологічна телеметрія описує фактичний погодинний відпуск ФЕС і використовується як цільова змінна для перевірки точності прогнозу. Метеорологічний блок формує пояснювальні ознаки прогнозової моделі: глобальну горизонтальну радіацію, температуру повітря та хмарність. Ринковий блок містить ціни РДН і ціни балансуючого ринку, які потрібні для обчислення економічного ефекту від небалансів і стратегій УЗЕ.

Таблиця 4.2 - Характеристика масивів вхідних даних

Тип даних	Позначення	Одиниці	Кількість спостережень	Джерело
Генерування ФЕС	P_{pv_fact}	МВт·год	6552	SCADA ФЕС
Сонячна радіація	GHI	Вт/м ²	6552	метеостанція
Температура повітря	T_{air}	°C	6552	метеостанція
Хмарність	CC	частки	6552	метеостанція
Ціна РДН	λ_{DAM}	EUR/МВт·год	6552	ринок України
Ціна БР вгору	λ_{BM_up}	EUR/МВт·год	6552	ринок України
Ціна БР вниз	λ_{BM_down}	EUR/МВт·год	6552	ринок України

Усі масиви даних мають однакову погодинну дискретність і кількість записів, що дає змогу формувати синхронізовану матрицю ознак для прогнозування. Наявність технологічних, метеорологічних і ринкових змінних забезпечує зв'язок між фізичним режимом ФЕС і економічними наслідками роботи на ринку. Саме така структура даних відповідає постановці задачі у підрозділі 2.2.1 та алгоритму попередньої обробки у підрозділі 3.2.2. Важливо, що ринкові ціни використовуються не для навчання прогнозу генерування, а для подальшої оцінки вартості небалансів і вибору стратегії УЗЕ.

Перед навчанням моделей і економічним моделюванням дані були перевірені на повноту, фізичну коректність і наявність статистичних викидів. Пропуски короткої тривалості відновлювалися лінійною інтерполяцією, а довші інтервали - медіанним заміщенням за подібними місяцем і годиною доби. Фізично неможливі значення, зокрема від'ємне генерування або значення, що перевищували встановлену потужність ФЕС, вилучалися та відновлювалися відповідно до алгоритму підрозділу 3.2.2.

Таблиця 4.3 - Результати попередньої обробки вхідних даних

Тип проблеми	Кількість записів	Частка від загального масиву	Метод усунення
Пропущені значення генерування	47	0,72%	лінійна інтерполяція або медіанне заміщення
Фізично неможливі значення	12	0,18%	видалення та відновлення
Статистичні викиди за IQR	23	0,35%	перевірка за метеоконтекстом
Відновлені за медіаною	31	0,47%	медіанне заміщення

Загальна частка відновлених або виправлених записів становить 1,25%, що є прийнятним рівнем для промислових наборів даних у галузі відновлюваної енергетики. Найбільша група проблем пов'язана з пропущеними значеннями генерування, що є типовим для SCADA-даних. Статистичні викиди не вилучалися автоматично, оскільки частина з них може

бути фізично пояснена різкою зміною хмарності. Така процедура дозволяє зберегти реальні режимні особливості ФЕС і водночас не допустити спотворення навчальної вибірки.

4.1.3 Статистична характеристика ринкових даних

Ринкові дані характеризуються значною волатильністю, що є визначальним фактором для роботи УЗЕ. Для арбітражної стратегії важливим є розмір спреда між годинами заряду та розряду, а для балансууючої стратегії - співвідношення вартості негативного й позитивного небалансу. Математична основа розрахунку цін небалансів наведена у підрозділі 2.4.3, а алгоритмічне використання цін для вибору режиму УЗЕ - у підрозділі 3.4.4.

Таблиця 4.4 - Статистичні характеристики ринкових цін, EUR/МВт·год

Показник	λ_DAM	λ_BM_up	λ_BM_down
Середнє	128,4	173,6	89,2
Медіана	118,7	159,3	82,1
Мінімум	14,2	18,9	6,4
Максимум	412,8	578,3	287,6
Стандартне відхилення	67,3	94,1	48,7

Дані таблиці демонструють, що ціна балансууючої енергії вгору має найбільше середнє значення та найбільше стандартне відхилення. Це означає, що дефіцит генерування для ФЕС є дорожчим і ризиковішим, ніж надлишок. Максимальні значення λ_BM_up істотно перевищують максимальні значення РДН, що підсилює економічну важливість уникнення негативних небалансів. Водночас достатня волатильність λ_DAM створює умови для арбітражної роботи УЗЕ.

Для вибору економічно доцільного квантиля номінації використано співвідношення вартості негативного та позитивного небалансу. Якщо прийняти $\lambda^-_{imb} = 173,6$ EUR/МВт·год та $\lambda^+_{imb} = 89,2$ EUR/МВт·год, то оптимальний квантиль визначається так:

$$\tau^* = \frac{\bar{\lambda}_{imb}^-}{\bar{\lambda}_{imb}^+ + \bar{\lambda}_{imb}^-} = \frac{173,6}{89,2 + 173,6} = \frac{173,6}{262,8} = 0,661 \quad (4.2)$$

Отримане значення $\tau^* = 0,661$ належить до інтервалу 0,64-0,68, а за наявної сітки квантилів округлюється до $\tau = 0,65$. Це означає, що за високої вартості дефіциту номінація не повинна бути надто консервативною чи надто агресивною: економічно доцільним є зміщення від медіанного прогнозу до квантиля, який враховує асиметрію цін небалансів. Алгоритм такого вибору наведено у підрозділі 3.2.5, а математичну основу - у підрозділі 2.2.7.

4.2 Результати прогнозування генерування ФЕС

4.2.1 Результати оптимізації навчальної вибірки

Першим етапом верифікації було дослідження впливу структури навчальної вибірки на точність прогнозування генерування ФЕС. Математична ідея формування релевантної навчальної вибірки подана у підрозділі 2.2.3, а алгоритм її побудови - у підрозділі 3.2.3. У власній статті автора щодо *Random Forest* показано, що використання всього річного масиву без урахування сезонної та добової подібності призводить до значної нестійкості прогнозу.

Таблиця 4.5 - Результати оптимізації навчальної вибірки для моделі *Random Forest*

Конфігурація вибірки	RSFE_mid, %	RSFE_min, %	RSFE_max, %
Повний річний масив	50	10	180
Вікно ± 3 місяці	51	32	116
Вікно ± 2 місяці	47	28	86
Вікно ± 2 місяці + фільтр за годиною	22	8	70
Вікно ± 2 місяці + фільтр за годиною + фільтр за обсягом	22	17	34

Наведені результати підтверджують, що найбільший ефект забезпечує не лише сезонне обмеження вибірки, а саме поєднання сезонного та погодинного відбору. Перехід від повного річного масиву до вибірки з фільтром за годиною зменшує $RSFE_mid$ з 50% до 22%. Додатковий фільтр за обсягом не знижує середнє значення $RSFE_mid$, але істотно підвищує стабільність, оскільки $RSFE_max$ зменшується з 70% до 34%. Отже, фільтр за обсягом доцільний не як засіб зменшення середньої похибки, а як засіб обмеження найгірших добових сценаріїв. Відносне покращення $RSFE_mid$ при переході від повного річного масиву до остаточної вибірки становить:

$$\Delta RSFE_{mid} = \frac{50 - 22}{50} \cdot 100\% = 56,0\% \quad (4.3)$$

Для $RSFE_max$ покращення є ще суттєвішим:

$$\Delta RSFE_{max} = \frac{180 - 34}{180} \cdot 100\% = 81,1\% \quad (4.4)$$

Таким чином, оптимізація вибірки насамперед зменшує ризик критично великих добових помилок, що має безпосереднє значення для планування резервів і зменшення небалансів.

4.2.2 Порівняльний аналіз базових моделей прогнозування

Після оптимізації навчальної вибірки було порівняно якість базових і ансамблевих моделей. Математична основа метрик MAE , $RMSE$, MBE , $nMAE$ та $nRMSE$ наведена у підрозділі 2.2.2, а алгоритм навчання ансамблевої моделі RF+XGBoost+LightGBM - у підрозділі 3.2.4. Значення $MAE = 577,5$ кВт, $nMAE = 6,08\%$, $RMSE = 1139,8$ кВт та $MBE = -312$ кВт.

Таблиця показує послідовне покращення якості прогнозування при переході від базової RF-моделі до ансамблевого підходу. Остаточні значення

MAE, RMSE і MBE відповідають власній статті автора щодо ФЕС+УЗЕ. Застосування фільтра Савіцького-Голя не змінює інтегральні метрики MAE/RMSE у цій таблиці, але зменшує RSFE_mid до 21%.

Таблиця 4.6 - Порівняльний аналіз моделей прогнозування генерування ФЕС

Модель	MAE, кВт	nMAE, %	RMSE, кВт	nRMSE, %	MBE, кВт	RSFE_mid, %
Random Forest базовий з усім масивом	750,8	8,0	1481,7	15,6	-405,6	50
Random Forest з оптимізованою вибіркою	650,0	6,8	1250,0	13,2	-350,0	22
Ансамбль RF+XGBoost+LightGBM	577,5	6,08	1139,8	12,0	-312	22
Ансамбль + фільтр Савіцького-Голя	577,5	6,08	1139,8	12,0	-312	21

Покроковий розрахунок $nMAE$ для фінального ансамблю виконується відносно встановленої потужності ФЕС 9,5 МВт:

$$nRMSE = \frac{RMSE}{P_{inst}} \cdot 100\% = \frac{1139,8}{9500} \cdot 100\% = 12,0\% \quad (4.6)$$

$$nMAE = \frac{MAE}{P_{inst}} \cdot 100\% = \frac{577,5}{9500} \cdot 100\% = 6,08\% \quad (4.5)$$

Значення $MBE = -312$ кВт показує систематичне недооцінювання генерування, що має економічні наслідки для номінації на РДН.

4.2.3 Детальний аналіз результатів ансамблевої моделі

Ансамблева модель об'єднує три алгоритми різної природи: Random Forest, XGBoost та LightGBM. У цьому розділі не повторюється математична постановка ансамблю, оскільки вона наведена у підрозділі 2.2.4, а алгоритм оптимізації ваг описаний у підрозділі 3.2.4. Для подальшого економічного

аналізу важливо зафіксувати, що ваги ансамблю є не фізичними коефіцієнтами, а параметрами узгодження прогнозів на валідаційній вибірці.

Таблиця 4.7 - Оптимальні ваги ансамблевої моделі RF+XGBoost+LightGBM

Модель	Вага w_i	Внесок, %
Random Forest	0,35	35
XGBoost	0,40	40
LightGBM	0,25	25
Сума	1,00	100

Наведені ваги забезпечують суму 1,00 та відповідають логіці комбінування різноприродних моделей, описаній у підрозділі 3.2.4. Найбільший внесок XGBoost пояснюється його здатністю послідовно коригувати залишкові помилки базових дерев. Random Forest забезпечує стабільність і стійкість до перенавчання, а LightGBM підсилює ансамбль завдяки швидкому leaf-wise навчанню. Така структура є доцільною для мінливих погодних умов, де помилки окремих моделей можуть частково компенсувати одна одну.

Економічний наслідок систематичного зміщення $MBE = -312$ кВт можна оцінити через недооцінений обсяг енергії. За 6552 години періоду дослідження він становить: $312 \text{ кВт} \cdot 6552 \text{ год} / 1000 = 2044,224 \text{ МВт} \cdot \text{год}$. Якщо цей обсяг не був проданий за середньою ціною РДН $128,4 \text{ EUR/МВт} \cdot \text{год}$, а фактично монетизувався за нижчою ціною $89,2 \text{ EUR/МВт} \cdot \text{год}$, різниця цін становить $128,4 - 89,2 = 39,2 \text{ EUR/МВт} \cdot \text{год}$. Орієнтовна недоотримана виручка дорівнює $2044,224 \cdot 39,2 = 80133,6 \text{ EUR}$, тобто близько 80 тис. EUR за 9 місяців. Цей розрахунок показує, що навіть відносно невелике середнє зміщення прогнозу є економічно значущим для ФЕС.

$$R_{loss} = E_{under} \cdot \Delta\lambda = 2044,224 \cdot 39,2 = 80133,6 \text{ EUR} \quad (4.9)$$

$$\Delta\lambda = \lambda_{DAM,avg} - \lambda_{imb}^+ = 128,4 - 89,2 = 39,2 \text{ EUR/MW} \cdot H \quad (4.8)$$

$$E_{under} = \frac{|MBE| \cdot N}{1000} = \frac{312 \cdot 6552}{1000} = 2044,224 \text{ MW} \cdot H \quad (4.7)$$

4.2.4 Аналіз квантильних прогнозів та вибір оптимального квантиля номінації

Детермінований прогноз не враховує асиметрію фінансових наслідків помилки. Тому для ринкової номінації доцільно використовувати квантильний прогноз, математична основа якого наведена у підрозділі 2.2.7, а алгоритм вибору квантиля - у підрозділі 3.2.5. У таблиці 4.8 наведено вплив різних квантилів на дефіцитні та надлишкові години за умови збереження економічно оптимального квантиля $\tau = 0,65$.

Таблиця 4.8 - Аналіз квантильних прогнозів та вибір оптимального квантиля

Квантиль τ	Середнє відхилення від факту, кВт	Частка дефіцитних годин, %	Частка надлишкових годин, %	Орієнтовна вартість небалансів, EUR/добу
0,40	-420	58	42	315
0,50	-180	50	50	275
0,65	+35	39	61	230
0,75	+260	31	69	255

Квантиль 0,40 є надто консервативним і збільшує частку дефіцитних годин, що небажано за високої вартості негативного небалансу. Квантиль 0,75, навпаки, формує надлишкові години і підвищує ризик продажу за нижчою ціною небалансу. Мінімальна очікувана вартість небалансів у наведеному прикладі відповідає $\tau = 0,65$, що узгоджується з теоретичним розрахунком $\tau^* = 0,661$.

Повний покроковий розрахунок оптимального квантиля за асиметрією цін має вигляд:

$$\tau^* = \frac{173,6}{173,6 + 89,2} = \frac{173,6}{262,8} = 0,661 \rightarrow \tau = 0,65 \quad (4.11)$$

$$\frac{\lambda_{imb}^-}{\lambda_{imb}^+} = \frac{173,6}{89,2} = 1,946 \quad (4.10)$$

Оскільки доступна сітка квантилів у розрахунковому алгоритмі містить значення 0,40; 0,50; 0,65; 0,75, отримане значення округлюється до $\tau = 0,65$. Таким чином, вибір квантиля безпосередньо пов'язує статистичну невизначеність прогнозу з економічними правилами врегулювання небалансів.

Таким чином результати підтверджують, що якість прогнозування генерування ФЕС визначається не лише типом моделі, а й структурою навчальної вибірки. Оптимізація вибірки зменшила $RSFE_mid$ з 50% до 22%, а $RSFE_max$ - з 180% до 34%, тобто найбільший ефект проявився у зниженні найгірших добових помилок. Фінальна ансамблева модель забезпечила $MAE = 577,5$ кВт, $nMAE = 6,08\%$, $RMSE = 1139,8$ кВт та $MBE = -312$ кВт. Економічний аналіз MBE показав, що систематичне недооцінювання може відповідати недоотриманій виручці близько 80 тис. EUR за 9 місяців. Квантильний підхід дозволив обґрунтувати $\tau^* = 0,661$ і практичне округлення до 0,65.

$$\Delta RSFE_{max} = \frac{180 - 34}{180} \cdot 100\% = 81,1\% \quad (4.4)$$

4.3 Результати прогнозування цін РДН

4.3.1 Характеристика цінового ряду РДН

Ціновий ряд РДН має виражений нестационарний характер, що проявляється у зміні середнього рівня, добовій циклічності, різких пікових відхиленнях і залежності від структури покриття навантаження. На відміну від

прогнозу генерування ФЕС, де ключовими факторами є метеорологічні параметри, ціна РДН формується під впливом попиту, доступності маневреного генерування, частки ВДЕ, графіків імпорту/експорту та поведінки учасників ринку. Після 2022 року для України характерною є підвищена волатильність цін через дефіцит гнучкого генерування, пошкодження енергетичної інфраструктури та зростання ролі балансуючих ресурсів.

Математична основа прогнозування цін РДН подана у підрозділах 2.3.1-2.3.7, де описано конструювання ознак, кореляційний відбір, SSA-декомпозицію та оцінювання похибки. Алгоритмічна реалізація FC-SSA-LSTM наведена у підрозділах 3.3.1-3.3.5. У цьому підрозділі подано лише результати числової верифікації та їх економічну інтерпретацію для задачі управління УЗЕ.

4.3.2 Результати SSA-декомпозиції цінового ряду

SSA-декомпозиція використовується для виділення сигнальної частини цінового ряду та відокремлення стохастичних коливань. Поєднання *feature construction*, SSA та LSTM підвищує точність прогнозування цін порівняно з LSTM без декомпозиції. У таблиці 4.9 наведено структуру внесків компонент, де сумарний внесок сигнальної групи становить 79,7%, що відповідає теоретичним положенням підрозділу 2.3.5.

Таблиця 4.9 показує, що перші п'ять компонент формують основну частину інформаційної структури ряду - 79,7%. Це відповідає інтерпретації сигнальної групи як поєднання тренду, добової сезонності та регулярних пікових режимів. Компоненти 6-10 мають менший внесок і відображають стохастичні ринкові коливання. Такий поділ обґрунтовує навчання двох LSTM-моделей окремо для сигнальної та шумової частин, як це реалізовано у підрозділі 3.3.4.

Таблиця 4.9 - Внески компонент SSA-декомпозиції цінового ряду

Компонента k	Сингулярне значення σ_k	Відносний внесок ω_k , %	Група	Інтерпретація
1	184,2	31,5	сигнальна	базовий рівень і тренд
2	137,6	21,0	сигнальна	добова сезонність
3	101,4	12,4	сигнальна	вечірні піки
4	78,9	8,1	сигнальна	тижнева структура
5	62,5	6,7	сигнальна	залишкова регулярність
6	49,8	4,6	шумова	короткострокові коливання
7	44,1	3,7	шумова	ринкові відхилення
8	39,7	3,1	шумова	локальні піки
9	35,2	2,6	шумова	залишковий шум
10	30,8	2,1	шумова	залишковий шум
Сума 1-5	-	79,7	сигнальна	тренд і сезонність
Сума 6-10	-	16,1	шумова	стохастична компонента

4.3.3 Порівняльний аналіз моделей прогнозування цін РДН

Для перевірки ефективності FC-SSA-LSTM використано результати порівняння з моделями FC-LSTM, LSTM, SVM та BPNN. Значення MAE , $MAPE$, $RMSE$ мають умовні одиниці вихідного цінового ряду, а $MAPE$ відображає відносну помилку у відсотках.

Таблиця 4.10 - Порівняння якості прогнозування цін РДН різними моделями

Модель	R^2	MAE	MAPE, %	RMSE
FC-SSA-LSTM	0,997	8,894	9,99	11,472
FC-LSTM	0,981	17,679	38,44	28,666
LSTM	0,978	18,916	36,41	31,160
SVM	0,976	20,328	20,13	32,727
BPNN	0,942	25,895	33,36	40,080

FC-SSA-LSTM має найкращі значення всіх основних метрик серед порівнюваних моделей. Значення $R^2 = 0,997$ свідчить про майже повне пояснення варіації цінового ряду в межах тестового набору. Найбільший розрив спостерігається за $MAPE$, де FC-SSA-LSTM демонструє 9,99% проти

36,41% для базової LSTM. Це підтверджує, що SSA-декомпозиція і конструювання ознак мають практичний ефект для нестационарного цінового ряду.

Відносне покращення FC-SSA-LSTM порівняно з LSTM за *MAE* та *MAPE* становить:

$$\Delta MAE = \frac{18,916 - 8,894}{18,916} \cdot 100\% = 52,97\% \quad (4.12)$$

$$\Delta MAPE = \frac{36,41 - 9,99}{36,41} \cdot 100\% = 72,56\% \quad (4.14)$$

За RMSE покращення дорівнює:

$$\Delta RMSE = \frac{31,160 - 11,472}{31,160} \cdot 100\% = 63,19\% \quad (4.13)$$

Отже, найбільший ефект спостерігається саме за відносною помилкою, що особливо важливо для економічних розрахунків УЗЕ, де похибка ціни впливає на вибір годин заряду та розряду.

4.3.4 Ефект корекції накопиченої похибки

Рекурентне прогнозування на 24 години може накопичувати помилку, оскільки прогноз попереднього кроку використовується при прогнозуванні наступного. Алгоритм такого відбору описано у підрозділі 3.3.5, а математичні принципи - у підрозділі 2.3.7.

Значення *MAPE* до і після корекції відповідають результату статті FC-SSA-LSTM, де зменшення становить 6,10 відсоткового пункту. Найбільший відносний ефект проявляється за *MAPE*, оскільки медіанна корекція ефективно усуває систематичне зміщення рекурентного прогнозу. Для задачі УЗЕ це означає точніший вибір годин з високою та низькою ціною.

Таблиця 4.11 - Ефект корекції накопиченої похибки при рекурентному прогнозуванні

Показник	До корекції	Після корекції	Абсолютне покращення	Відносне покращення, %
$MAPE$, %	11,11	5,01	6,10	54,9
MAE , %	10,20	6,10	4,10	40,2
$RMSE$, %	14,80	9,20	5,60	37,8

Відносне покращення $MAPE$ обчислюється так:

$$\Delta MAPE_{abs} = 11,11 - 5,01 = 6,10 \quad (4.16)$$

$$\Delta MAPE_{corr} = \frac{11,11 - 5,01}{11,11} \cdot 100\% = 54,9\% \quad (4.15)$$

Абсолютне покращення становить 6,10 відсоткового пункту. Такий результат підтверджує, що корекція накопиченої похибки є не допоміжним, а ключовим елементом практичного добового прогнозування цін.

Результати підтверджують, що ціновий ряд РДН потребує спеціальної обробки як нестационарний і волатильний процес. SSA-декомпозиція дозволяє відокремити сигнальну групу компонент з внеском близько 79,7% від шумової частини. Модель FC-SSA-LSTM досягла $R^2 = 0,997$, $MAE = 8,894$, $MAPE = 9,99\%$ та $RMSE = 11,472$, що суттєво краще за базову LSTM. Відносне покращення проти LSTM становить 52,97% за MAE , 63,19% за $RMSE$ і 72,56% за $MAPE$. Додаткова корекція рекурентного прогнозу зменшила $MAPE$ з 11,11% до 5,01%, що є важливим для подальшого вибору стратегії УЗЕ.

4.4 Результати оптимізації функціонування УЗЕ

4.4.1 Результати та аналіз ефективності арбітражу на РДН

Стратегія 1 передбачає заряд УЗЕ у години мінімальних цін РДН і розряд у години максимальних цін. Математична цільова функція арбітражу наведена у підрозділі 2.4.4, а алгоритм реалізації - у підрозділі 3.4.2.

Таблиця 4.12 - Результати арбітражної стратегії УЗЕ за 9 місяців 2025 року

Показник	Значення	Одиниці
Загальний дохід від арбітражу	50068	EUR
Середньомісячний дохід	5563	EUR/міс
Середня ціна заряду	82,46	EUR/МВт·год
Середня ціна розряду	199,04	EUR/МВт·год
Кількість еквівалентних циклів УЗЕ	≈240	циклів
Ємність УЗЕ	2,0	МВт·год
Потужність заряду/розряду	1,0	МВт

Арбітражна стратегія забезпечує найбільший економічний результат серед двох досліджених режимів. Основним джерелом доходу є різниця між середньою ціною заряду 82,46 EUR/МВт·год і середньою ціною розряду 199,04 EUR/МВт·год. Кількість еквівалентних циклів близько 240 означає, що накопичувач використовувався досить активно, але без відмінності у фізичному зносі порівняно зі стратегією балансування. Середньомісячний дохід 5563 EUR/міс є похідним від загального результату 50068 EUR за 9 місяців.

Покроковий розрахунок економічних показників має такий вигляд. Номінальний ціновий спред:

$$\Delta\lambda_{spread} = \lambda_{dis} - \lambda_{ch} = 199,04 - 82,46 = 116,58 \text{ EUR/MW} \cdot \text{H} \quad (4.17)$$

Приведений спред з урахуванням ККД:

$$\Delta\lambda_{rt} = \lambda_{dis} - \frac{\lambda_{ch}}{\eta_{rt}} = 199,04 - \frac{82,46}{0,88} = 105,34 \text{ EUR/MW} \cdot \text{h} \quad (4.18)$$

Теоретичний максимальний дохід за один повний цикл УЗЕ ємністю 2,0:

$$R_{cycle}^{max} = \Delta\lambda_{rt} \cdot E_{BESS} = 105,34 \cdot 2,0 = 210,68 \text{ EUR} \quad (4.19)$$

Кількість операційних днів за 9 місяців прийнято 274 дні, тому середній дохід за добу:

$$R_{day}^{arb} = \frac{50068}{274} = 182,7 \text{ EUR/Day} \quad (4.20)$$

Середня кількість арбітражних циклів на добу:

$$n_{day}^{arb} = \frac{182,7}{210,68} = 0,87 \quad (4.21)$$

Таблиця 4.13 - Розподіл арбітражних операцій за часом доби

Часовий інтервал	Переважаюча операція	Середня ціна, EUR/MВт·год	Частота від усіх годин
00:00-05:00	заряд	40-70	часто
06:00-16:00	нейтраль або частковий заряд	середня ціна	епізодично
17:00-22:00	розряд	150-400	часто
23:00	нейтраль	близька до середньої	рідко

Розподіл операцій відповідає типовому добовому профілю ринку: мінімальні ціни спостерігаються переважно вночі, а максимальні - у вечірні години. Саме тому УЗЕ заряджається у проміжку 00:00-05:00 і розряджається у 17:00-22:00. Денний інтервал для арбітражу менш стабільний, оскільки ціни можуть бути середніми або змінними залежно від сонячного генерування та навантаження. У 23:00 накопичувач зазвичай переводиться у нейтральний режим для підготовки до наступного добового циклу.

4.4.2 Результати та аналіз ефективності балансування ФЕС:

Стратегія 2 (застосування УЗЕ для балансування ФЕС) спрямована на мінімізацію витрат на небаланси, а не на максимізацію спреду РДН. Математична постановка цієї стратегії наведена у підрозділі 2.4.5, а алгоритм її реалізації - у підрозділі 3.4.3.

Таблиця 4.14 - Результати балансууючої стратегії УЗЕ за 9 місяців 2025 року

Показник	Значення	Одиниці
Загальна економія від балансування	18360	EUR
Середньомісячна економія	2040	EUR/міс
Кількість еквівалентних циклів	≈240	циклів
Ємність УЗЕ	2,0	МВт·год

Балансууюча стратегія забезпечує менший фінансовий результат, ніж арбітраж, однак має іншу цільову функцію - зменшення ризику дорогих негативних небалансів. Середньомісячна економія 2040 EUR/міс є похідною від загального ефекту 18360 EUR за 9 місяців. Важливо, що кількість еквівалентних циклів близька до арбітражної стратегії, тому порівняння фінансових результатів не спотворюється різним рівнем використання батареї. Балансування доцільне насамперед у періоди підвищеної прогнозованої невизначеності ФЕС.

Середня добова економія дорівнює:

$$R_{day}^{bal} = \frac{18360}{274} = 67,0 \text{ EUR/Day} \quad (4.22)$$

і є меншою за результат Стратегії 1:

$$K_{arb/bal} = \frac{182,7}{67,0} = 2,73 \quad (4.23)$$

Для 240 циклів по 2,0 МВт·год загальний обсяг розрядженої енергії становить:

$$E_{\text{cyc}} = N_{\text{cyc}} \cdot E_{\text{BESS}} = 240 \cdot 2,0 = 480 \text{ MW} \cdot \text{H} \quad (4.24)$$

Середня вартість збереженого небалансу на одиницю енергії:

$$C_{\text{imb,saved}} = \frac{18360}{480} = 38,25 \text{ EUR/MW} \cdot \text{H} \quad (4.25)$$

Отже, балансування є економічно слабшим за арбітраж у середніх умовах, але має страхову функцію в години ризику дефіциту.

Алгоритм стратегії має три фази. У фазі 1 УЗЕ заряджається в нічні години 00:00-05:00, обираючи години з мінімальними цінами. У фазі 2, з 06:00 до 16:00, накопичувач покриває дефіцит фактичного генерування ФЕС відносно комерційної номінації. У фазі 3, з 17:00 до 22:00, залишкова енергія може бути використана для вечірнього розряду в години підвищеної ціни. Такий режим поєднує функцію страхування небалансів і часткового ринкового арбітражу.

Таблиця 4.15 - Структура небалансів ФЕС без і з УЗЕ

Показник	Без УЗЕ	З УЗЕ	Покращення, %
Обсяг негативних небалансів, МВт·год	620	380	38,7
Обсяг позитивних небалансів, МВт·год	540	500	7,4
Вартість негативних небалансів, EUR	47400	29040	38,7
Вартість позитивних небалансів, EUR	23000	21300	7,4

Основний ефект УЗЕ проявляється саме у зменшенні негативних небалансів, оскільки вони мають вищу штрафну вагу. Позитивні небаланси зменшуються набагато менше, адже балансуєча стратегія пріоритизує

покриття дефіциту. Такий результат підтверджує ризик-орієнтовану природу стратегії 2.

4.4.3 Порівняльний аналіз стратегій використання УЗЕ

Порівняння стратегій УЗЕ виконано за однакового технічного ресурсу накопичувача та близької кількості еквівалентних циклів. Алгоритм вибору між стратегіями наведений у підрозділі 3.4.4, де основою рішення є порівняння очікуваного арбітражного доходу R_{arb} та очікуваної економії від балансування R_{bal} . Узагальнення результатів наведено у таблиці 4.16.

Таблиця 4.16 - Зведений порівняльний аналіз стратегій управління УЗЕ

Показник	Стратегія 1: арбітраж	Стратегія 2: балансування
Фінансовий результат за 9 міс, EUR	50068	18360
Середньодобовий дохід/економія, EUR	182,7	67,0
Кількість еквівалентних циклів	≈ 240	≈ 240
Середня ціна заряду, EUR/МВт·год	82,46	ринкова нічна ціна
Середня ціна продажу або збереженого небалансу, EUR/МВт·год	199,04	38,25
Основна функція	максимізація цінового спреду	мінімізація небалансів
Рекомендована умова	великий ціновий спред	висока прогнозна невизначеність

За однакового рівня фізичного використання УЗЕ арбітражна стратегія забезпечує суттєво вищий фінансовий результат. Це пояснюється тим, що спред РДН у досліджуваному періоді був достатнім для покриття втрат у накопичувачі та формування прибутку. Балансуюча стратегія має нижчий середній ефект на МВт·год, але її цінність зростає у дні з високою похибкою прогнозу або високими цінами небалансу вгору. Тому вибір стратегії не може

бути статичним і має виконуватися щоденно на основі прогнозу цін і ризику дефіциту.

Відносна ефективність стратегії 1 дорівнює:

$$K_{eff} = \frac{R_{arb}}{R_{bal}} = \frac{50068}{18360} = 2,73 \quad (4.26)$$

Рентабельність арбітражу відносно вартості зарядженої енергії можна оцінити так:

$$ROI_{arb} = \frac{50068}{240 \cdot 2 \cdot 82,46} \cdot 100\% = 126,5\% \quad (4.27)$$

Це означає, що додатковий дохід від арбітражу перевищує вартість енергії, використаної для заряджання УЗЕ, з урахуванням прийнятого порівняльного підходу.

4.4.4 Аналіз деградації УЗЕ

Оскільки обидві стратегії використовують накопичувач приблизно з однаковою кількістю еквівалентних циклів, важливо оцінити, чи не є різниця у фінансовому результаті наслідком різного рівня деградації. У цьому підрозділі деградація розглядається не як окрема електрохімічна модель, а як порівняльний індикатор зносу, пов'язаний із кількістю циклів, середньою глибиною розряду та умовним зменшенням SoH . Математичні підходи до врахування деградації наведені у підрозділі 2.4.6, а алгоритмічна логіка резервування SoC - у підрозділі 3.4.5.

Показники деградації у таблиці 4.17 наведено для порівняльного аналізу стратегій за однакового рівня циклування. Близькі значення DoD і SoH підтверджують, що різниця у фінансових результатах не зумовлена різним фізичним використанням батареї. Це дозволяє коректно порівнювати стратегії саме за економічною ефективністю. За таких умов арбітражна стратегія має

вищий дохід, а балансуєча стратегія - вищу цінність як інструмент зменшення ризику небалансів.

Таблиця 4.17 - Порівняння показників деградації УЗЕ за двома стратегіями

Показник	Стратегія 1	Стратегія 2
Кількість еквівалентних циклів	≈240	≈240
Середня глибина розряду DoD, %	80	78
Розрахунковий знос SoH за 9 міс, %	1,6	1,5
Еквівалентна кількість повних циклів за рік	≈320	≈320

Результати моделювання УЗЕ показали, що для досліджуваного періоду стратегія арбітражу на РДН є економічно ефективнішою за балансуєчу стратегію. Вона забезпечила 50068 EUR доходу проти 18360 EUR економії у стратегії балансування. При цьому обидві стратегії мають близько 240 еквівалентних циклів, тому відмінність результатів не пояснюється різним рівнем деградації. Арбітраж використовує ринкову волатильність і внутрішньодобовий спред, тоді як балансування виконує функцію зменшення дорогих негативних небалансів. Практичним висновком є необхідність щоденного вибору режиму УЗЕ залежно від прогнозу цін РДН, прогнозованої невизначеності ФЕС і очікуваної вартості небалансів.

4.5 Висновки до розділу 4

Узагальнення результатів числового моделювання підтвердило ефективність запропонованого підходу, що поєднує прогнозування генерування ФЕС, прогнозування цін РДН та управління УЗЕ. Прогноз ФЕС формує базову комерційну номінацію, прогноз цін визначає економічно доцільні години заряду й розряду, а УЗЕ перетворює прогнозну інформацію на

конкретне ринкове рішення. Тому висока точність прогнозу має практичне значення лише тоді, коли вона сприяє зменшенню небалансів або підвищенню фінансового результату комплексу.

Порівняльний аналіз показав, що одним із найбільш критичних чинників є систематичне зміщення прогнозу генерування. Повторюване недооцінювання або переоцінювання виробітку ФЕС формує стійкі економічні втрати, оскільки впливає на обсяг номінації та величину небалансів. Квантильний підхід частково компенсує цю проблему, оскільки дозволяє формувати номінацію не за середнім прогнозом, а за економічно обґрунтованим квантилем з урахуванням асиметрії цін позитивних і негативних небалансів.

Числова верифікація підтвердила працездатність запропонованої послідовності методів: оптимізація навчальної вибірки підвищує стійкість прогнозу ФЕС, FC-SSA-LSTM забезпечує прогнозування добового цінового профілю РДН, а УЗЕ дає змогу використовувати прогнозні дані для економічно обґрунтованого керування режимами заряду і розряду. При цьому прогнозування цін є не менш важливим, ніж прогнозування генерування, оскільки похибка цінового прогнозу безпосередньо впливає на вибір годин роботи накопичувача та результат арбітражної стратегії.

Порівняння стратегій УЗЕ показало, що одна й та сама технічна система може виконувати різні економічні функції. В арбітражному режимі накопичувач використовується як інструмент підвищення середньозваженої ціни реалізації електроенергії, тоді як у режимі балансування — як засіб зменшення витрат на небаланси. Тому нижчий фінансовий результат балансуючої стратегії не свідчить про її неефективність, а відображає іншу природу економічного ефекту.

Важливим результатом є те, що порівняння стратегій виконано за близького рівня циклування УЗЕ, що дозволяє відокремити економічний ефект від впливу фізичного зносу батареї. За однакового ресурсу різниця у

фінансовому результати зумовлюється насамперед різною ринковою вартістю енергії в обраних режимах, а не різним навантаженням на акумуляторну систему.

Отримані результати свідчать про доцільність добового адаптивного вибору стратегії керування УЗЕ. У дні з вираженим ціновим спредом РДН доцільно надавати пріоритет арбітражу, тоді як у дні з нестійким прогнозом ФЕС, високою хмарністю або підвищеною вартістю негативного небалансу доцільним є резервування частини SoC для балансування. Такий підхід дозволяє перейти від пасивного продажу прогнозованого обсягу електроенергії до активного управління номінацією, ризиком небалансів і графіком роботи УЗЕ в умовах ринку електроенергії України.

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі вирішено науково-прикладне завдання підвищення ефективності функціонування фотоелектричних станцій з установками збереження енергії в умовах енергетичного ринку шляхом розроблення та удосконалення методів прогнозування генерування ФЕС, прогнозування цін ринку «на добу наперед» і керування УЗЕ. Запропоновані методи та алгоритми забезпечують узгодження прогнозних, технічних, мережних і ринкових чинників під час формування графіків відпуску електроенергії, вибору режимів роботи накопичувача, зменшення небалансів та підвищення економічної ефективності комплексу ФЕС+УЗЕ.

У результаті аналізу сучасного стану розвитку відновлюваної енергетики, фотоелектричних станцій, систем накопичення електроенергії та ринкових механізмів показано, що зростання частки сонячного генерування істотно змінює умови планування режимів роботи електроенергетичних об'єктів. Встановлено, що генерування ФЕС має виражений метеозалежний характер, а відхилення фактичного виробітку від заявленого графіка формують небаланси, які в умовах ринку мають не лише технічне, а й фінансове значення. Обґрунтовано, що ФЕС доцільно розглядати як складову керованого енергетичного комплексу, робота якого має узгоджуватися з прогнозними даними, ринковими цінами, вимогами балансування та технічними обмеженнями обладнання.

Показано, що використання установок збереження електроенергії у складі комплексу ФЕС+УЗЕ створює передумови для підвищення гнучкості роботи фотоелектричних станцій. Накопичувач може забезпечувати арбітраж на РДН шляхом перенесення електроенергії з годин нижчих цін у години вищих цін, а також зменшувати небаланси через компенсацію відхилень між фактичним і заявленим графіком генерування. Ефективність використання УЗЕ залежить від цінового спреда, прогнозної похибки, вартості небалансів,

стану заряду, доступної ємності, втрат енергії та деградації акумуляторної системи.

Удосконалено метод прогнозування генерування фотоелектричних станцій, який передбачає попередню обробку вхідних даних, виявлення та корекцію пропусків і аномальних значень, формування метеорологічних, часових і лагових ознак, оптимізацію складу навчальної вибірки та побудову прогнозної моделі. Показано, що якість прогнозу суттєво залежить від коректності підготовки навчальних даних, оскільки пропуски, некоректні значення або нерелевантні фрагменти вибірки можуть збільшувати прогнозну похибку та обсяг небалансів.

Розроблено підхід до формування ансамблевої моделі прогнозування генерування ФЕС, що поєднує Random Forest, XGBoost та LightGBM. Використання ансамблю дозволяє поєднати переваги окремих алгоритмів машинного навчання, врахувати нелінійні залежності між метеорологічними параметрами та фактичним виробітком електроенергії, а також підвищити стійкість прогнозування за умов мінливих погодних чинників. Оптимізація ваг ансамблю забезпечує адаптацію внеску кожної моделі до властивостей даних конкретної ФЕС.

Удосконалено підхід до згладжування та імовірнісного представлення прогнозу генерування ФЕС. Застосування фільтра Савіцького-Голя дозволяє зменшити вплив випадкових коливань без істотного спотворення добового графіка генерування. Квантильний підхід дає змогу враховувати прогнозну невизначеність, формувати діапазон можливих значень генерування та адаптувати номінацію до асиметрії фінансових наслідків позитивних і негативних небалансів.

Розроблено математичну модель прогнозування цін ринку «на добу наперед», яка враховує нелінійний і нестационарний характер ринкових цін. Для підвищення якості прогнозу запропоновано конструювання вхідних ознак, відбір інформативних параметрів, нормалізацію даних, SSA-

декомпозицію цінового ряду та навчання LSTM-моделей для окремих компонент. Такий підхід дозволяє виокремити трендові, періодичні й високочастотні складові ціни та врахувати часові залежності, що є важливим для вибору годин заряду і розряду УЗЕ.

Сформовано математичну модель функціонування УЗЕ у складі комплексу ФЕС+УЗЕ. У моделі враховано обмеження потужності заряду та розряду, допустимі межі стану заряду, ємність накопичувача, коефіцієнти корисної дії, втрати енергії, небаланси та вплив режимів роботи на деградацію акумуляторної системи. Показано, що під час вибору режимів роботи УЗЕ необхідно враховувати не лише поточний економічний ефект, а й довгостроковий вплив циклування на ресурс батареї.

Удосконалено метод оптимізації проєктних рішень щодо розміщення УЗЕ у розподільних електричних мережах на основі "ідеального" струмозподілу. Розроблено аналітичні вирази для визначення та коригування фіктивних економічних опорів, які дозволяють врахувати інвестиційні та експлуатаційні витрати, вартість та втрати електроенергії, режимні обмеження мережі та технічну можливість встановлення накопичувачів на заданих підстанціях.

Розроблено алгоритми арбітражної та балансуючої стратегій роботи УЗЕ. Арбітражна стратегія передбачає заряд накопичувача в години нижчих цін та розряд у години вищих цін з урахуванням обмежень стану заряду, потужності, доступної ємності та втрат енергії. Балансуюча стратегія спрямована на покриття дефіциту генерування та зменшення небажаних відхилень фактичного виробітку ФЕС від заявленого графіка, що дозволяє знизити фінансові ризики виробника електроенергії.

Запропоновано алгоритм вибору пріоритетної стратегії роботи УЗЕ, який ґрунтується на порівнянні очікуваного економічного результату арбітражу та потенційної економії від зменшення небалансів. Додатково сформовано алгоритм резервування стану заряду УЗЕ, що забезпечує

збереження частини ємності накопичувача для покриття можливих відхилень генерування або виконання керуючих дій у критичні години доби.

Сформовано інтегрований алгоритм прийняття рішень для оператора комплексу ФЕС+УЗЕ, у якому прогнозування генерування, прогнозування цін РДН, оцінювання небалансів, вибір квантиля номінації, керування зарядом і розрядом УЗЕ, контроль стану заряду та формування ринкової заявки розглядаються як взаємопов'язані етапи єдиного процесу. Такий підхід дозволяє перейти від ізольованого прогнозування до комплексного ринкового планування.

За результатами обчислювальних експериментів підтверджено працездатність запропонованих моделей і алгоритмів прогнозування генерування ФЕС, прогнозування цін РДН та керування УЗЕ. Показано, що ансамблеві моделі машинного навчання підвищують стійкість прогнозування, квантильний підхід дозволяє враховувати ризики відхилення фактичного виробітку від заявленого графіка, а декомпозиційний підхід на основі SSA та LSTM-моделей є доцільним для задач короткострокового прогнозування ринкових цін.

Практичне значення отриманих результатів полягає у можливості їх використання для планування роботи ФЕС з УЗЕ, формування заявок на РДН, вибору режимів роботи накопичувача, зменшення витрат на небаланси та підвищення економічної ефективності експлуатації гібридних енергетичних комплексів. Запропоновані моделі, алгоритми та стратегії можуть бути використані під час проєктування, модернізації та експлуатації комплексів ФЕС+УЗЕ, а також для створення програмного забезпечення підтримки прийняття рішень оператором такого комплексу.

Отримані результати впроваджено у виробничу діяльність ТОВ «НЕСС Енерджі» та навчальний процес Вінницького національного технічного університету. Їх застосування спрямоване на підвищення обґрунтованості техніко-економічних рішень щодо функціонування енергетичних комплексів

ФЕС+УЗЕ в умовах ринку електроенергії, а також на поглиблення знань здобувачів вищої освіти щодо прогнозування, оптимізації використання накопичувачів та оцінювання небалансів.

Узагальнюючи отримані результати, встановлено, що підвищення ефективності функціонування фотоелектричних станцій в умовах енергетичного ринку потребує комплексного врахування прогнозу генерування, прогнозу цін РДН, вартості небалансів, технічних обмежень УЗЕ, стану заряду, деградації накопичувача та умов його приєднання до мережі.

Визначальним є не лише встановлена потужність ФЕС або ємність накопичувача, а й узгодженість режимів їх спільної роботи з ринковими умовами, прогновною невизначеністю та вимогами до зменшення небалансів електричної енергії.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. A. Alcañiz, D. Grzebyk, H. Ziar, and O. Isabella, «Trends and gaps in photovoltaic power forecasting with machine learning», *Energy Reports*, vol. 9, pp. 447–471, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.egy.2022.11.208>
2. C. Voyant et al., «Machine learning methods for solar radiation forecasting: A review», *Renewable Energy*, vol. 105, pp. 569–582, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2016.12.095>
3. J. Antonanzas et al., «Review of photovoltaic power forecasting», *Solar Energy*, vol. 136, pp. 78–111, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2016.06.069>
4. D. Anagnostos et al., «A method for detailed, short-term energy yield forecasting of photovoltaic installations», *Renewable Energy*, vol. 130, pp. 122–138, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.06.058>
5. C. Huang et al., «Improvement in artificial neural network-based estimation of grid connected photovoltaic power output», *Renewable Energy*, vol. 97, pp. 838–848, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2016.06.043>
6. H. Mauladdawilah, E. J. Gago, H. Balfaqih, and M. C. Pegalajar, «Towards energy efficiency: A comprehensive review of deep learning-based photovoltaic power forecasting strategies», *Heliyon*, vol. 10, no. 13, e33419, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e33419>
7. H. Zang et al., «Day-ahead photovoltaic power forecasting approach based on deep convolutional neural networks and meta learning», *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 118, 105790, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2019.105790>
8. W. Lee et al., «Forecasting solar power using long-short term memory and convolutional neural networks», *IEEE Access*, vol. 6, pp. 73068–73080, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2883330>

9. M. Sabri, and M. El Hassouni, «Predicting photovoltaic power generation using double-layer bidirectional long short-term memory-convolutional network», *International Journal of Energy and Environmental Engineering*, vol. 14, no. 3, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1007/s40095-022-00530-4>
10. J. Sharma et al., «A novel long term solar photovoltaic power forecasting approach using LSTM with Nadam optimizer: A case study of India», *Energy Science & Engineering*, vol. 10, no. 8, pp. 2909–2929, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1002/ese3.1178>
11. W. Castillo-Rojas, J. Bekios-Calfa, and C. Hernández, «Daily Prediction Model of Photovoltaic Power Generation Using a Hybrid Architecture of Recurrent Neural Networks and Shallow Neural Networks», *International Journal of Photoenergy*, 2592405, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1155/2023/2592405>
12. D. Salman, C. Direkoglu, M. Kusaf, and M. Fahrioglu, «Hybrid deep learning models for time series forecasting of solar power», *Neural Computing and Applications*, vol. 36, no. 16, pp. 9095–9112, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00521-024-09558-5>
13. E. M. Al-Ali et al., «Solar Energy Production Forecasting Based on a Hybrid CNN-LSTM-Transformer Model», *Mathematics*, vol. 11, no. 3, 676, 2023. DOI: <https://doi.org/10.3390/math11030676>
14. X. Zhang et al., «Short-Term Photovoltaic Power Forecasting Based on an Improved Zebra Optimization Algorithm-Stochastic Configuration Network», *Frontiers in Energy Research*, 12158027, 2025. DOI: <https://doi.org/10.3389/fenrg.2024.12158027>
15. S. Selvi et al., «Enhancing Short-Term PV Power Forecasting Using Deep Learning Models: A Comparative Study of DNN and CNN Approaches», *SSRG International Journal of Electrical and Electronics Engineering*, vol. 11, no. 8, pp. 73–80, 2024. DOI: <https://doi.org/10.14445/23488379/IJEEE-V11I8P107>

16. A. Kumar et al., «Exploring deep learning methods for solar photovoltaic power output forecasting: A review», *Renewable Energy Focus*, vol. 53, 100682, 2025. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ref.2025.100682>
17. U. K. Das et al., «Forecasting of photovoltaic power generation and model optimization: A review», *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 81, pp. 912–928, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.08.017>
18. A. Mollasalehi, and A. Farhadi, «Solar and Wind Power Forecasting: A Comparative Review of LSTM, Random Forest, and XGBoost Models», *arXiv preprint arXiv:2509.24059*, 2025. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2509.24059>
19. A. Boasiako et al., «Machine learning forecasting of solar PV production using hybrid models», *Applied Energy*, 11002275, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.110022>
20. J. A. Ibañez et al., «Predictions of solar power using ensemble machine learning», *International Journal of Power Electronics and Drive Systems*, vol. 16, no. 4, pp. 2868–2878, 2025. DOI: <https://doi.org/10.11591/ijpeds.v16.i4.pp2868-2878>
21. K. M. Sonawane, «A Comparative Analysis of Machine Learning Techniques for Solar Power Forecasting», *National College of Ireland (Theses)*, 2023. URL: <https://norma.ncirl.ie/7618/1/karanmanoharsonawane.pdf>
22. M. Aupke et al., «Power PV Forecasting using Machine Learning Algorithms», *BIO Web of Conferences*, vol. 109, 01024, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1051/bioconf/202410901024>
23. [23] X. Chen et al., «Probabilistic ultra-short-term solar photovoltaic power forecasting», *Energy and AI*, vol. 20, 100496, 2025. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.egyai.2025.100496>
24. M. Alrashidi, and S. Rahman, «Short-Term Photovoltaic Power Production Forecasting Based on Hybrid Models», *Journal of Big Data*, vol. 10, no. 26, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1186/s40537-023-00706-7>

25. J. Lin, and H. Li, «A Short-Term PV Power Forecasting Method Using a Hybrid Kmeans-GRA-SVR Model under Ideal Weather Condition», *Journal of Computer and Communications*, vol. 8, no. 11, 2020. DOI: <https://doi.org/10.4236/jcc.2020.811005>
26. B. Li, and J. Zhang, «A review on the integration of probabilistic solar forecasting in power systems», *Solar Energy*, vol. 207, pp. 777–795, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2020.07.066>
27. Q. Huang, and S. Wei, «Improved quantile convolutional neural network with two-stage training for daily-ahead probabilistic forecasting of photovoltaic power», *Energy Conversion and Management*, vol. 220, 113085, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2020.113085>
28. S. Bhavsar, R. Pitchumani, and M. A. Ortega-Vazquez, «Machine learning enabled reduced-order scenario generation for stochastic analysis of solar power forecasts», *Applied Energy*, vol. 293, 116964, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.116964>
29. Q. Li, Y. Xu, B. S. H. Chew, H. Ding, and G. Zhao, «An integrated missing-data tolerant model for probabilistic PV power generation forecasting», *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 37, no. 6, pp. 4447–4459, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2022.3146982>
30. M. Bai et al., «Accurate four-hour-ahead probabilistic forecast of photovoltaic power generation based on multiple meteorological variables-aided intelligent optimization of numeric weather prediction data», *Earth Science Informatics*, vol. 16, no. 3, pp. 2741–2766, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12145-023-01066-9>
31. K. Wang et al., «Deterministic and probabilistic forecasting of photovoltaic power based on deep convolutional neural network», *Energy Conversion and Management*, vol. 153, pp. 409–422, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2017.10.008>

32. Y. Renkema, and T. Alskaf, «Enhancing the reliability of probabilistic PV power forecasts using conformal prediction», *Solar Energy Advances*, vol. 4, 100059, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.seadv.2024.100059>
33. X. Zhang et al., «Prediction of photovoltaic power generation based on a hybrid model», *Frontiers in Energy Research*, vol. 12, 1411461, 2024. DOI: <https://doi.org/10.3389/fenrg.2024.1411461>
34. F. Barbieri, S. Rajakaruna, and A. Ghosh, «Very short-term photovoltaic power forecasting with cloud modeling: A review», *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 75, pp. 242–263, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.10.068>
35. Y. Liu, Y. Liu, H. Cai, and J. Zhang, «An innovative short-term multihorizon photovoltaic power output forecasting method based on variational mode decomposition and a capsule convolutional neural network», *Applied Energy*, vol. 343, 121139, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.121139>
36. S. K. R. Moosavi, and F. Sanfilippo, «Adaptive ML-based technique for renewable energy system power forecasting in hybrid PV-Wind farms power conversion systems», *Energy Conversion and Management*, vol. 258, 115564, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2022.115564>
37. S. Afrasiabi et al., «Nonparametric maximum likelihood probabilistic photovoltaic power generation forecasting based on spatial-temporal deep learning», *IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE)*, pp. 1–5, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1109/CCECE49351.2022.9918338>
38. M. Bai et al., «Deep graph gated recurrent unit network-based spatial-temporal multi-task learning for intelligent information fusion of multiple sites with application in short-term spatial-temporal probabilistic forecast of photovoltaic power», *Expert Systems with Applications*, vol. 240, 122072, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122072>
39. M. Ali et al., «A robust deep learning approach for photovoltaic power forecasting based on feature selection and variational mode decomposition», *Journal*

of the Nigerian Society of Physical Sciences, vol. 7, 2795, 2025. DOI: <https://doi.org/10.46481/jnsps.2025.2795>

40. R. Chen, S. Gao, Y. Zhao, D. Li, and S. Lin, «A hybrid model based on the photovoltaic conversion model and artificial neural network model for short-term photovoltaic power forecasting», *Frontiers in Energy Research*, vol. 12, 1446422, 2024. DOI: <https://doi.org/10.3389/fenrg.2024.1446422>

41. Y. Zhao et al., «Short-term photovoltaic power forecasting using parameter optimized variational mode decomposition and deep learning model», *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*, vol. 46, 2323158, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1080/15567036.2024.2323158>

42. S. Majumder et al., «Short-term solar power prediction using multi-kernel-based random vector functional link with water cycle algorithm-based parameter optimization», *Neural Computing and Applications*, vol. 32, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00521-019-04290-x>

43. M. Massaoudi et al., «Convergence of photovoltaic power forecasting and deep learning: State-of-art review», *IEEE Access*, vol. 9, pp. 136593–136615, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3117004>

44. S. Park, D. Kim, J. Moon, and E. Hwang, «Zero-Shot Photovoltaic Power Forecasting Scheme Based on a Deep Learning Model and Correlation Coefficient», *International Journal of Photoenergy*, 9936542, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1155/2023/9936542>

45. I. De la Parra et al., «A hybrid model based on the photovoltaic conversion model and artificial neural network model for short-term photovoltaic power forecasting», *Frontiers in Energy Research*, vol. 12, 1446422, 2024. DOI: <https://doi.org/10.3389/fenrg.2024.1446422>

46. R. Khelifi et al., «Short-Term PV Power Forecasting Using a Hybrid TVF-EMD-ELM Strategy», *International Journal of Photoenergy*, 6413716, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1155/2023/6413716>

47. J. Pei, Y. Dong, P. Guo, T. Wu, and J. Hu, «A Hybrid Dual Stream ProbSparse Self-Attention Network for spatial–temporal photovoltaic power forecasting», *Energy*, vol. 305, 12738779, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2024.12738779>
48. H. Zang et al., «Improving ultra-short-term photovoltaic power forecasting using a novel sky-image-based framework considering spatial-temporal feature interaction», *Energy*, vol. 293, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2024.129300>
49. Z. Liu et al., «Short-Term Photovoltaic Power Probabilistic Forecasting Based on Temporal...», *Sustainability*, vol. 16, 8542, 2024. DOI: <https://doi.org/10.3390/su16198542>
50. S. Baran et al., «Machine-learning-based probabilistic forecasting of solar irradiance in Chile», *Advances in Statistical Climatology, Meteorology and Oceanography*, vol. 11, pp. 89–105, 2025. DOI: <https://doi.org/10.5194/ascmo-11-89-2025>
51. L. van Sandbergen, «Optimized Operation of Standalone Battery Energy Storage Systems in the Cross-Market Energy Arbitrage Business», arXiv preprint arXiv:2509.21337, 2025. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2509.21337>
52. (Author Group), «The impact of battery energy storage on day-ahead electricity prices», Aalto University Thesis, 2024. URL: <https://aaltodoc.aalto.fi/server/api/core/bitstreams/9104ce23-2018-4564-b20e-e487d72eb228/content>
53. (Author Group), «Modeling and Analysis of BESS Operations in Electricity Markets», *Sustainability*, vol. 16, 7940, 2024. DOI: <https://doi.org/10.3390/su16187940>
54. (Author Group), «BESS Optimal Sizing and Scheduling for Energy Arbitrage and FCR», *ITEC Conference Proceedings*, 2024. URL: https://backend.orbit.dtu.dk/ws/files/379155018/ITEC_full_paper_Rama-1.pdf

55. S. B. Hannan et al., «Review of Battery Energy Storage System Optimization with Sustainable Batteries», ISPES 2024, pp. 47–51, 2024. URL: <https://www.scitepress.org/Papers/2024/135767/135767.pdf>
56. F. Wankmuller et al., «Impact of battery degradation on energy arbitrage revenue of grid-level energy storage», *Journal of Energy Storage*, vol. 10, pp. 56–66, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.est.2016.12.004>
57. B. Ellis, C. White, and L. Swan, «Degradation of lithium-ion batteries that are simultaneously servicing energy arbitrage and frequency regulation markets», *Journal of Energy Storage*, 107409, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.est.2023.107409>
58. P. L. C. García-Miguel et al., «Battery Degradation Impact on Long-Term Benefits for Hybrid Farms in Overlapping Markets», *Batteries*, vol. 9, no. 10, 483, 2023. DOI: <https://doi.org/10.3390/batteries9100483>
59. X. Zhu et al., «Multi-Objective Sizing Optimization Method of Microgrid Considering Cost and Carbon Emissions», arXiv preprint arXiv:2406.06880, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1109/TIA.2024.3395570>
60. H. Yang, J. Wang, M. Ma, D. Zhang, and J. M. Guerrero, «Battery energy storage system planning for promoting renewable energy consumption using a constraint boundarization technique», *IET Renewable Power Generation*, vol. 18, no. 15, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1049/rpg2.12891>
61. S. Ma, Z. Meng, Y. Wu, and D. Xin, «A bi-objective optimization framework for configuration of battery energy storage system considering energy loss and economy», *Energy Exploration & Exploitation*, 2025. DOI: <https://doi.org/10.1177/01445987241295792>
62. H. Kang, S. Jung, H. Kim, J. Jeoung, and T. Hong, «Reinforcement learning-based optimal scheduling model of battery energy storage system at the building level», *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 190, 114054, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2023.114054>

63. V. S. S. K. Reddy, and M. S. Kumari, «Optimal Sizing of Battery Energy Storage Systems Considering Degradation Effect for Operating and Electricity Cost Minimization in Microgrids», *Energy Technology*, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1002/ente.202300704>
64. Z. Wang, and X. Wang, «Storage Capacity Planning for Micro-energy Systems Considering Seasonal Fluctuations», *International Core Journal of Engineering*, vol. 9, no. 5, pp. 373–382, 2023. DOI: [https://doi.org/10.6919/ICJE.202305_9\(5\).0046](https://doi.org/10.6919/ICJE.202305_9(5).0046)
65. (Author Group), «Hybrid energy storage configuration methodology, taking into account the accumulation of wind farm forecast deviations», *Frontiers in Energy Research*, 1343879, 2024. DOI: <https://doi.org/10.3389/fenrg.2024.1343879>
66. C. Keske, A. Srinivasan, G. Sansavini, and P. Gabrielli, «Optimal economic and environmental arbitrage of grid-scale batteries with a degradation-aware model», *Energy Conversion and Management: X*, vol. 22, 100554, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ecmx.2024.100554>
67. D. Lauinger, L. Côté, and A. Sun, «Storage Participation in Electricity Markets: Arbitrage and Ancillary Services», *arXiv preprint arXiv:2510.10856*, 2025. URL: <https://arxiv.org/pdf/2510.10856.pdf>
68. A. K. Onaolapo, and B. T. Abe, «An Extensive Assessment of the Energy Management and Design of Battery Energy Storage in Renewable Energy Systems», *WSEAS Transactions on Power Systems*, 2024. URL: <https://wseas.com/journals/ps/2024/a345116-849.pdf>
69. T. B. Alebachew, and N. B. D. Choudhury, «A new control method of hybrid energy storage system for DC microgrid application», *Energy Storage*, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1002/est2.564>
70. (Author Group), «EXPERIMENTAL ANALYSIS OF HYBRID ENERGY STORAGE SYSTEM BASED ON NONLINEAR CONTROL STRATEGY», *Revue Roumaine des Sciences Techniques — Série*

Électrotechnique et Énergétique, vol. 68, no. 1, pp. 96–101, 2023. DOI: <https://doi.org/10.59277/RRST-EE.2023.68.1.16>

71. (Author Group), «A hybrid energy storage array group control strategy for wind power smoothing», IET Control Theory & Applications, vol. 18, pp. 2267–2276, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1049/cth2.12698>

72. Y. Jiang et al., «Hierarchical cooperative control strategy of distributed hybrid energy storage system in an island direct current microgrid», Journal of Energy Storage, 106205, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.est.2022.106205>

73. R. Jha, S. Lee, S. Iyengar, M. H. Hajiesmaili, D. Irwin, and P. Shenoy, «Emission-aware Energy Storage Scheduling for a Greener Grid», ACM e-Energy, pp. 1–15, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1145/3396851.3397755>

74. H. Sharadga et al., «Real-time Building Energy Storage Scheduling under Electrical Load Uncertainty: A Dynamic Markov Decision Process Approach», arXiv preprint arXiv:2312.05451, 2024. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2312.05451>

75. X. Dou et al., «A multi-level coordinated scheduling strategy for shared energy storage systems under electricity spot and ancillary service markets», IET Renewable Power Generation, vol. 18, pp. 3855–3868, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1049/rpg2.13069>

76. (Author Group), «Hybrid storage system management for hybrid electric vehicles under real operating conditions», Applied Energy, vol. 354, 122170, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.122170>

77. C. Zhang, D. Wang, B. Wang, and F. Tong, «Battery Degradation Minimization-Oriented Hybrid Energy Storage System for Electric Vehicles», Energies, vol. 13, no. 1, 246, 2020. DOI: <https://doi.org/10.3390/en13010246>

78. (Author Group), «Optimal Scheduling Strategy for Hybrid Energy Storage Systems of Battery and Flywheel Combined Multi-Stress Battery Degradation Model», SSRN Electronic Journal, 4775391, 2024. URL: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4775391

79. (Author Group), «Multi-layer optimisation of hybrid energy storage systems for electric vehicles», arXiv preprint arXiv:2408.16507, 2024. URL: <https://research.tue.nl/en/publications/multi-layer-optimisation-of-hybrid-energy-storage-systems-for-ele>
80. (Author Group), «Optimal Planning of The Microgrid Considering Optimal Sizing of The Energy Resources», International Journal of Applied and Computational Mathematics, vol. 10, 115, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1007/s40819-024-01633-z>
81. S. Mohseni et al., «Probabilistic sizing and scheduling co-optimisation of hybrid battery/super-capacitor energy storage systems in micro-grids», Journal of Energy Storage, 109172, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.est.2023.109172>
82. (Author Group), «Maximizing energy storage in Microgrids with an amended multi...», Heliyon, PMC10628701, 2023. URL: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10628701/>
83. (Author Group), «Optimal sizing and energy management of a microgrid: A joint MILP approach», Applied Energy, vol. 304, 2021 (Cited 2024). DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.117865>
84. (Author Group), «An Arbitrage Study with Wind-Solar-BESS Hybrid Power Plant», GU J Sci, Part C, vol. 13, no. 1, pp. 154–168, 2025. URL: <https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/3949994>
85. X. Dou et al., «A multi-level coordinated scheduling strategy for shared energy storage systems under electricity spot and ancillary service markets», IET Renewable Power Generation, vol. 18, pp. 3855–3868, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1049/rpg2.13069>
86. (Author Group), «Smart grid energy storage capacity planning and scheduling optimization through PSO-GRU and multihead-attention», Frontiers in Energy Research, 1254371, 2023. DOI: <https://doi.org/10.3389/fenrg.2023.1254371>
87. (Author Group), «Stochastic optimization of grid-integrated large-scale energy storage...», Physical Sciences Reviews, vol. 8, no. 1, pp. 103–120,

2023. URL: <https://research.utwente.nl/en/publications/certainty-through-uncertainty-stochastic-optimization-of-grid-int/>

88. A. Bera et al., «DOE ESHB Chapter 9: Pumped Hydroelectric Storage», Sandia National Laboratories Report, 2024. URL: https://www.sandia.gov/app/uploads/sites/163/2024/08/ESHB_Ch9_PHS_Bera.pdf

89. N. Meinshausen, «Quantile Regression Forests», Journal of Machine Learning Research, vol. 7, pp. 983–999, 2006. URL: <https://www.jmlr.org/papers/v7/meinshausen06a.html>

90. Кулик, В. В.; Затхей, М. В. Підвищення точності прогнозу виробництва електроенергії фотоелектричними станціями на основі методу RANDOM FOREST. Вісник ВПІ, 2024, вип.6, с. 52 DOI: <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2024-177-6-52-61>

91. A. Loureno, et al. “Comparison of forecasting models for photovoltaic power generation,” Energy Conversion and Management, no. 118, pp. 404-418, 2016.

92. Peter J. Brockwell and Richard A. Davis, Time Series: Theory and Methods, 2016. [Electronic resource]. Available: <https://pdfarchived.net/list/time-series-theory-and-methods-peter-j-brockwell-4913414> .

93. Robert H. Shumway and David S. Stoffer, Time Series Analysis and Its Applications: With R Examples, 2017. [Electronic resource]. Available: <http://pzs.dstu.dp.ua/DataMining/times/bibl/TimeSeries.pdf> .

94. G. Zhang, “Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model,” Neurocomputing, no. 50, pp. 159-175. 2003. [https://doi.org/10.1016/S0925-2312\(01\)00702-0](https://doi.org/10.1016/S0925-2312(01)00702-0) .

95. S. Borchani, et al. “Short-term solar power forecasting using machine learning techniques,” Renewable Energy, no. 116, Part A, pp. 729-743, 2018.

96. A. C. Cadena, et al. “Weather Forecasting for Photovoltaic Power Prediction Using Machine Learning Techniques,” Energies, no. 11(6), pp. 1362, 2018.

97. R. J. Hyndman,, and G. Athanasopoulos, Forecasting: principles and practice. OTexts. 2018. [Electronic resource]. Available: <https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=2849375>
98. C. Zhang, Y. Guo, M. Li “A review of the development and application of artificial neural network models [J],” Computer Engineering and Applications, no. 57(11), pp. 57-69, 2021.
99. Yi Zhou, et al. “Prediction of photovoltaic power output based on similar day analysis, genetic algorithm and extreme learning machine,” Energy, no. 204, pp. 78-94, 2020.
100. D. Infield, and M. O’Malley, “A probabilistic forecast methodology for the management of renewable energy: The application of small-scale solar power,” IEEE Transactions on Power Systems, no. 22(3): 1147, pp. 1156, 2007.
101. Mittal, Amit Kumar, Kirti Mathur, and Shivangi Mittal, “A review on forecasting the photovoltaic power using machine learning,” Journal of Physics: Conference Series, vol. 2286, no. 1. IOP Publishing, 2022.
102. Ibrahim I. Anwar, M. J. Hossain, and Benjamin C. Duck, “An optimized offline random forests-based model for ultra-short-term prediction of PV characteristics,” IEEE Transactions on Industrial Informatics, no. 16.1, pp. 202-214, 2019.
103. Andreas C. Müller and Sarah Guido, Introduction to Machine Learning with Python: A Guide for Data Scientists, 2016.
104. Kumar Abhishek, et al. “A review and analysis of forecasting of photovoltaic power generation using machine learning,” International Conference on Management Science and Engineering Management. Cham: Springer International Publishing, 2022.
105. Lei Wen, and Xiaoyu Yuan. “Forecasting CO2 emissions in Chinas commercial department, through BP neural network based on random forest and PSO,” Science of the Total Environment, no. 718, pp. 137-194, 2020. ISSN 0048-9697. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.137> .

106. A. Savitzky, M. J. E. Golay, "Smoothing and Differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedures," *Analytical Chemistry*, no.36(8), pp. 1627-1639, 1964.
107. Michel Talagrand, *The Generic Chaining: Upper and Lower Bounds of Stochastic Processes*, Springer-Verlag, 2005, 222 pp.
108. Volodymyr Kulyk, Vira Teptya, Sviatoslav Vishnevskyi, Yurii Hrytsiuk, Iryna Hrytsiuk, and Maksym Zatkhei, "Development of a method for optimizing industrial energy storage units placement in electric distribution networks on the basis of ideal current distribution," *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2022. – № 3/8(117). – P. 6-10. DOI: 10.15587/1729-4061.2022.260080.
109. Clement, K., Haesen, E., Driesen, J. (2009). Stochastic analysis of the impact of plug-in hybrid electric vehicles on the distribution grid. IET Conference Publications. doi: <https://doi.org/10.1049/cp.2009.0590>
110. Delgado, J., Faria, R., Moura, P., de Almeida, A. T. (2018). Impacts of plug-in electric vehicles in the portuguese electrical grid. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 62, 372–385. doi: <https://doi.org/10.1016/j.trd.2018.03.005>
111. Stohniy, B. S., Kyrylenko, O. V., Denysiuk, S. P. (2015). Intelktualni elektrychni merezhi elektroenerhetychnykh system ta yikhnie tekhnolohichne zabezpechennia. *Tekhnichna elektrodynamika*, 6, 44–50. URL: <http://dspace.nbuv.gov.ua/handle/123456789/61922>
112. Kaloudas, C., Shaw, R. (2017). Long-term forecasting of reactive power demand in distribution networks. *CIREN - Open Access Proceedings Journal*, 2017 (1), 2406–2410. doi: <https://doi.org/10.1049/oap-cired.2017.0182>
113. Moreira, R., Strbac, G., Papadopoulos, P., Laguna, A. (2017). Business case in support for reactive power services from distributed energy storage. *CIREN - Open Access Proceedings Journal*, 2017 (1), 1609–1613. doi: <https://doi.org/10.1049/oap-cired.2017.1274>

114. Kulyk, V., Burykin, O., Pirnyak, V. (2017). Optimization of the placement of reactive power sources in the electric grid based on modeling of its ideal modes. *Technology Audit and Production Reserves*, 2 (1 (40)), 59–65. doi: <https://doi.org/10.15587/2312-8372.2018.129237>
115. Кулик, В. В.; Затхей, М. В. Підвищення якості короткострокового прогнозування обсягів генерування фотоелектричних станцій на основі рекурентних нейронних мереж. *Вісник ВПІ*, 2025, вип. 5, с. 25–35. DOI: <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2025-182-5-25-35>
116. F. Fattori, and N. Anglani, “Review on the stochastic nature of photovoltaic generation and its impact on the energy systems: Why it matters,” in 2015 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE), Montreal, QC, Canada, 2015, pp. 1122-1129. <https://doi.org/10.1109/ECCE.2015.7309816> .
117. Д. С. Матушкін, «Огляд сучасних методів прогнозування сонячної енергії,» *Матеріали аспірантських читань пам’яті професора Артура Праховника*, 2021, с. 34-38. Київ, Україна. [Electronic resource]. Available: <https://ela.kpi.ua/handle/123456789/54577> .
118. А. Сverdlova, «Прогнозування генерації сонячних панелей на основі погодних даних за допомогою машинного навчання,» *Молодий вчений*, № 7 (131), с. 57-63, 2024. <https://doi.org/10.32839/2304-5809/2024-7-131-2> .
119. Д. С. Матушкін, «Короткострокове прогнозування генерування фотоелектричних станцій для задач зменшення небалансів в енергосистемі,» с. 78-95. [Electronic resource]. Available: <https://ela.kpi.ua/items/352e0241-80bf-4ccb-81b5-1c28aab5bb7e> .
120. D. S. Zaruba, M. Y. Shvets, and Y. V. Khokhlov, “Machine Learning for Power Consumption and Generation Prediction,” pp. 35-49. [Electronic resource]. Available: <https://ela.kpi.ua/server/api/core/bitstreams/e5129d6a-dfb9-4841-b37b-ca6de50c3603/content> .
121. П. О. Зінкевич, В. В. Шпак, і М. В. Маслій, «Порівняльний аналіз інтелектуальних методів прогнозування генерації електроенергії

фотоелектричними станціями (ФЕС),» в Сучасні методи, інформаційне, програмне та технічне забезпечення систем керування організаційно-технічними та технологічними комплексами, Київ, Україна, 2024, pp. 61-62. [Electronic resource].

Available: <https://dspace.nuft.edu.ua/handle/123456789/46285> .

122. О. А. Ковальчук, П. Д. Лежнюк, В. О. Комар, і С. В. Кравчук, «Прогнозування графіка генерування фотоелектричних станцій на наступну добу,» с. 320-323. [Electronic resource].

Available: <https://ela.kpi.ua/handle/123456789/62592> .

123. C. Gerdenitsch, L. Deinhard, and P. Hold, “Cognitive Assistance to Support Maintenance and Assembly Tasks: Results on Technology Acceptance of a Head-Mounted Device,” pp. 276-284. [Electronic resource].

Available: <https://www.researchgate.net/publication/350583456> .

124. E. Chodakowska, et al., “ARIMA Models in Solar Radiation Forecasting in Different Geographic Locations,” *Energies*, vol. 16, no. 13, pp. 5029, 2023. <https://doi.org/10.3390/en16135029> .

125. M. Paturzo, “Optimized Random Forest for Solar Radiation Prediction Using Hyperparameter Tuning,” *Sensors*, vol. 22, no. 18, 6912, 2022. <https://doi.org/10.3390/s22186912> .

126. J. Yu, X. Li, et al., “Deep Learning Models for PV Power Forecasting: Review,” *Energies*, vol. 17, no. 16, 3973, 2024.

127. R. M. Rizk-Allah, et al., “Explainable AI and Optimized Solar Power Generation Forecasting Model Based on Environmental Conditions,” *PLoS ONE*, vol. 19, no. 10, e0308002, 2023. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0308002> .

128. Buslavets, O., Kvytsynskyi, A., Kudatskyi, L., Mezhenyi, S., Moiseienko, L. (2016). Типові графіки електричних навантажень у 3D зображенні. *Енергетика та електрифікація*, 2, 2–12.

ДОДАТОК А

ДОВІДКИ ПРО ВПРОВАДЖЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДИСЕРТАЦІЙНОЇ РОБОТИ

ЗАТВЕРДЖУЮ

Проректор з науково-педагогічної роботи
та організації освітнього процесу
Вінницького національного технічного університету

к.т.н., доц.Олександр ПЕТРОВ

«23» квітня 2026 р.

АКТ

впровадження результатів дисертаційної роботи

Затхєя Максима Вікторовича

на тему: «Методи оптимізації функціонування фотоелектричних станцій з установками накопичення енергії в умовах енергетичного ринку»
у навчальний процес

Члени комісії у складі декана факультету електроенергетики та електромеханіки, доцента Тепті В.В., заступника декана з навчально-методичної роботи, доцента Кутіної М.В., завідувача кафедри електричних станцій та систем, професора Комара В.О. склали цей акт про те, що у Вінницькому національному технічному університеті для виконання кваліфікаційних робіт здобувачів вищої освіти I та II рівнів вищої освіти спеціальності G3 - Електрична інженерія, а також для вивчення дисциплін «Моделі оптимального розвитку електричних мереж і систем» для здобувачів II рівня вищої освіти спеціальності G3 та «Оптимізація функціонування та автоматизація електроенергетичних систем та електротехнічних комплексів» для здобувачів III рівня вищої освіти спеціальності G3, впроваджено такі результати, розроблені Затхєєм М. В.:

- методи підвищення ефективності функціонування установок зберігання енергії;
- підходи до аналізу економічної результативності ФЕС на ринку електроенергії;
- методи оцінювання небалансів та їх впливу на економічні показники роботи енергетичних об'єктів.

Включення результатів дослідження до розділів дисциплін, у яких розглядаються методи прогнозування генерування ФЕС, оптимізації використання УЗЕ та оцінювання небалансів електроенергії, доповнює знання здобувачів вищої освіти щодо прийняття обґрунтованих техніко-економічних рішень з урахуванням реальних умов ринку електроенергії.

Декан ФЕЕЕМ

Заступник декана ФЕЕЕМ з НМР

Завідувач кафедри ЕСС

Віра ТЕПТЯ

Марина КУТІНА

Вячеслав КОМАР



ТОВ «НЕСС ЕНЕРДЖІ»

вул. Енергетична, 5/8, Вінниця, 21022, Україна

T: +380 432 50 97 95

E: trading@kness.energy

ЄДРПОУ: 43042557

W: trading.kness.energy

ДОВІДКА

про техніко-економічну ефективність впровадження результатів дисертаційної роботи Затхея М.В. «Методи оптимізації функціонування фотоелектричних станцій з установками накопичення енергії в умовах енергетичного ринку»

У ТОВ «НЕСС ЕНЕРДЖІ» з метою підвищення ефективності функціонування об'єктів електроенергетики, оптимізації режимів роботи фотоелектричних станцій (ФЕС) з установками зберігання енергії (УЗЕ), а також зниження витрат, пов'язаних із небалансами електричної енергії впроваджено результати дисертаційної роботи Затхея М.В., зокрема:

- Математичні моделі та алгоритми прогнозування генерації ФЕС, що дозволяють підвищити точність прогнозування виробництва електроенергії та зменшити відхилення між прогнозними та фактичними значеннями;
- Методи визначення пріоритетності використання УЗЕ, що забезпечують вибір оптимальних режимів роботи накопичувачів енергії залежно від умов ринку електроенергії;
- Алгоритми оптимізації режимів роботи енергетичних об'єктів, які дозволяють підвищити економічну ефективність експлуатації ФЕС шляхом адаптації до цінової волатильності ринку.

Використання зазначених результатів у діяльності ТОВ «НЕСС ЕНЕРДЖІ» дозволило зменшити обсяги небалансів та відповідні фінансові витрати підприємства, підвищити ефективність участі підприємства на ринку електроенергії та покращити якість прийняття технічних і економічних рішень у процесах виробництва, розподілу та торгівлі електроенергією.

Отримані результати мають практичне значення для підвищення ефективності функціонування електроенергетичних систем з високою часткою відновлюваних джерел енергії та можуть бути використані в подальшій діяльності підприємства для розвитку сучасних енергетичних рішень.

Директор
ТОВ «НЕСС ЕНЕРДЖІ»

Сергій КРАВЧУК



ДОДАТОК Б

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Статті у журналах, що включені до переліку наукових фахових видань України

1. Кулик, В. В.; Затхей, М. В. Підвищення точності прогнозу виробництва електроенергії фотоелектричними станціями на основі методу RANDOM FOREST. Вісник ВПІ, 2024, вип.6, с. 52–61. DOI: <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2024-177-6-52-61>
2. Кулик, В. В.; Затхей, М. В. Підвищення якості короткострокового прогнозування обсягів генерування фотоелектричних станцій на основі рекурентних нейронних мереж. Вісник ВПІ, 2025, вип. 5, с. 25–35. DOI: <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2025-182-5-25-35>

Статті у фахових виданнях України, що індексуються Scopus

3. Volodymyr Kulyk, Vira Teptya, Sviatoslav Vishnevskiy, Yurii Hrytsiuk, Iryna Hrytsiuk, and Maksym Zatkhei, “Development of a method for optimizing industrial energy storage units placement in electric distribution networks on the basis of ideal current distribution,” Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. 2022. – № 3/8(117). – P. 6-10. DOI: 10.15587/1729-4061.2022.260080.

Публікації які підтверджують апробацію роботи

4. Підвищення енергооефективності розподільних електричних мереж з використанням промислових накопичувачів енергії. В. В. Кулик, М. В. Затхей, Матеріали XVI міжнародної конференції "Контроль і управління в складних системах (КУСС-2022)", м. Вінниця, 15-17 листопада 2022 р. – Електронний збірник наукових праць, Вінниця: ВНТУ, 2022, ISBN 978-966-641-918-0. – Режим доступу: <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/mccs/mccs2022/paper/view/16578>

5. Керування розподіленим генеруванням у електричній системі з використанням ARFC, В. В. Кулик, М. В. Затхей, в матеріалах Міжнародної науково-практичної інтернет-конференції "Молодь в науці: дослідження, проблеми, перспективи (МН-2023)", м. Вінниця, 22 червня 2023 р. –Режим доступу: <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/mn/mn2023/paper/view/18189>
6. Підвищення точності короткострокового прогнозу генерування фотоелектричних станцій, В. В. Кулик, М. В. Затхей, в матеріалах Міжнародної науково-практичної інтернет-конференції "Молодь в науці: дослідження, проблеми, перспективи (МН-2024)", м. Вінниця, 20-21 травня 2024 р. –Режим доступу: <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/mn/mn2024/paper/view/21083/17507>
7. Підвищення точності прогнозу виробництва електроенергії фотоелектричними станціями на основі методу Random Forest», В. В. Кулик, М. В. Затхей, в матеріалах Міжнародної науково-технічної конференції «Контроль і управління в складних системах (КУСС-2024)», м. Вінниця, 16-17 жовтня 2024 р. – Режим доступу: <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/mccs/mccs2024/paper/view/22125>
8. Оптимізація короткострокового прогнозування генерування сонячних електростанцій із використанням рекурентних нейронних мереж, Володимир Кулик, Максим Затхей в матеріалах Міжнародної науково-практичної інтернет-конференції "Молодь в науці: дослідження, проблеми, перспективи (МН-2025)", м. Вінниця, 15-16 червня 2025 р. – Режим доступу: <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/mn/mn2025/paper/view/25584>
9. Особливості використання рекурентних нейронних мереж для оперативного прогнозування виробництва енергії фотоелектричними станціями. Володимир Кулик, Максим Затхей. в матеріалах Міжнародної науково-технічної конференції "Оптимальне керування електроустановками (ОКЕУ-2025)", м. Вінниця, 22-23 жовтня 2025 р. – Режим доступу: <https://press.vntu.edu.ua/index.php/vntu/catalog/view/924/1612/2930-1>

ДОДАТОК В

ФРАГМЕНТ ФАКТИЧНИХ РИНКОВИХ ДАНИХ ДЛЯ МОДЕЛЮВАННЯ РОБОТИ ФЕС З УСТАНОВКОЮ ЗБЕРІГАННЯ ЕНЕРГІЇ

У додатку наведено фрагмент погодинних фактичних ринкових даних за 01–14 липня 2025 р., використаних для формування вхідного масиву під час моделювання роботи енергетичного комплексу ФЕС+УЗЕ. Таблиця містить ціну ринку «на добу наперед», фактичну ціну небалансу, а також ціни платежу за позитивний і негативний небаланс для торгової зони ОЕС України. Дані подано у гривнях за МВт·год.

Таблиця В.1 – Фрагмент фактичних цін РДН та цін небалансів за 01–14.07.2025 р.

Дата	Розрахунковий інтервал	Фактична ціна небалансу, грн/МВт·год	Ціна РДН, грн/МВт·год	Ціна платежу за позитивний небаланс, грн/МВт·год	Ціна платежу за негативний небаланс, грн/МВт·год
01.07.2025	00:00 - 01:00	0,01	5568,52	0,01	5846,95
	01:00 - 02:00	0,01	5568,42	0,01	5846,84
	02:00 - 03:00	0,01	5190,00	0,01	5449,50
	03:00 - 04:00	0,01	4888,00	0,01	5132,40
	04:00 - 05:00	0,01	4299,00	0,01	4513,95
	05:00 - 06:00	0,01	4888,00	0,01	5132,40
	06:00 - 07:00	0,03	5570,49	0,03	5849,01
	07:00 - 08:00	0,06	6872,06	0,06	7215,66
	08:00 - 09:00	0,01	6265,00	0,01	6578,25
	09:00 - 10:00	0,01	3817,00	0,01	4007,85
	10:00 - 11:00	0,01	2950,00	0,01	3097,50
	11:00 - 12:00	0,01	1950,00	0,01	2047,50
	12:00 - 13:00	0,01	1500,00	0,01	1575,00
	13:00 - 14:00	0,01	1762,00	0,01	1850,10
	14:00 - 15:00	0,01	3680,00	0,01	3864,00
	15:00 - 16:00	0,01	3840,00	0,01	4032,00
	16:00 - 17:00	0,01	3690,00	0,01	3874,50
	17:00 - 18:00	0,01	4950,00	0,01	5197,50
	18:00 - 19:00	0,01	7363,00	0,01	7731,15
	19:00 - 20:00	4,76	8880,00	4,52	9324,00
	20:00 - 21:00	4,76	9000,00	4,52	9450,00
	21:00 - 22:00	9916,20	9000,00	8550,00	10412,01
	22:00 - 23:00	9941,23	9000,00	8550,00	10438,29
	23:00 - 00:00	0,02	6886,71	0,02	7231,05
02.07.2025	00:00 - 01:00	6257,08	5050,00	4797,50	6569,93
	01:00 - 02:00	0,01	4500,00	0,01	4725,00
	02:00 - 03:00	0,01	4488,00	0,01	4712,40
	03:00 - 04:00	0,01	3817,00	0,01	4007,85
	04:00 - 05:00	0,01	3780,00	0,01	3969,00
	05:00 - 06:00	165,81	3690,00	157,52	3874,50

Дата	Розрахунковий інтервал	Фактична ціна небалансу, грн/МВт·год	Ціна РДН, грн/МВт·год	Ціна платежу за позитивний небаланс, грн/МВт·год	Ціна платежу за негативний небаланс, грн/МВт·год
	06:00 - 07:00	862,06	5590,56	818,96	5870,09
	07:00 - 08:00	522,15	6883,47	496,04	7227,64
	08:00 - 09:00	0,01	6850,00	0,01	7192,50
	09:00 - 10:00	0,01	4428,00	0,01	4649,40
	10:00 - 11:00	0,01	3689,00	0,01	3873,45
	11:00 - 12:00	0,01	3500,00	0,01	3675,00
	12:00 - 13:00	0,01	2983,00	0,01	3132,15
	13:00 - 14:00	0,01	2983,00	0,01	3132,15
	14:00 - 15:00	0,01	3450,00	0,01	3622,50
	15:00 - 16:00	0,01	3620,00	0,01	3801,00
	16:00 - 17:00	0,01	3690,00	0,01	3874,50
	17:00 - 18:00	0,01	5535,00	0,01	5811,75
	18:00 - 19:00	2,96	8500,00	2,81	8925,00
	19:00 - 20:00	9999,93	8800,00	8360,00	10499,93
	20:00 - 21:00	9999,92	9000,00	8550,00	10499,92
	21:00 - 22:00	9999,92	9000,00	8550,00	10499,92
	22:00 - 23:00	9999,98	8888,25	8443,84	10499,98
	23:00 - 00:00	8249,93	6887,93	6543,53	8662,43
03.07.2025	00:00 - 01:00	100,00	5583,40	95,00	5862,57
	01:00 - 02:00	100,00	5281,00	95,00	5545,05
	02:00 - 03:00	0,01	4888,00	0,01	5132,40
	03:00 - 04:00	0,01	4488,00	0,01	4712,40
	04:00 - 05:00	0,01	3817,00	0,01	4007,85
	05:00 - 06:00	21,52	3817,00	20,44	4007,85
	06:00 - 07:00	6588,62	5294,24	5029,53	6918,05
	07:00 - 08:00	8228,30	6850,00	6507,50	8639,72
	08:00 - 09:00	8249,91	5680,00	5396,00	8662,41
	09:00 - 10:00	34,23	3620,00	32,52	3801,00
	10:00 - 11:00	0,01	2150,00	0,01	2257,50
	11:00 - 12:00	0,01	2040,00	0,01	2142,00
	12:00 - 13:00	0,01	948,00	0,01	995,40
	13:00 - 14:00	0,01	1150,00	0,01	1207,50
	14:00 - 15:00	0,01	2150,00	0,01	2257,50
	15:00 - 16:00	0,01	2250,00	0,01	2362,50
	16:00 - 17:00	0,01	2400,00	0,01	2520,00
	17:00 - 18:00	9448,87	4719,00	4483,05	9921,31
	18:00 - 19:00	100,00	6900,00	95,00	7245,00
	19:00 - 20:00	9999,96	8800,00	8360,00	10499,96
	20:00 - 21:00	9999,94	9000,00	8550,00	10499,94
	21:00 - 22:00	9999,92	9000,00	8550,00	10499,92
	22:00 - 23:00	9999,97	8890,39	8445,87	10499,97
	23:00 - 00:00	8249,94	6900,00	6555,00	8662,44
04.07.2025	00:00 - 01:00	6599,92	5600,00	5320,00	6929,92
	01:00 - 02:00	4,84	5579,23	4,60	5858,19
	02:00 - 03:00	4,86	4500,00	4,62	4725,00
	03:00 - 04:00	4,82	4999,00	4,58	5248,95
	04:00 - 05:00	4,84	4940,00	4,60	5187,00
	05:00 - 06:00	4,85	4488,00	4,61	4712,40
	06:00 - 07:00	6600,00	5590,30	5310,79	6930,00
	07:00 - 08:00	8250,00	6892,32	6547,70	8662,50
	08:00 - 09:00	8250,00	6879,02	6535,07	8662,50
	09:00 - 10:00	8249,92	3888,00	3693,60	8662,42
	10:00 - 11:00	8050,31	2298,00	2183,10	8452,83
	11:00 - 12:00	0,01	2550,00	0,01	2677,50
	12:00 - 13:00	0,01	1390,00	0,01	1459,50
	13:00 - 14:00	0,01	1410,00	0,01	1480,50

Дата	Розрахунковий інтервал	Фактична ціна небалансу, грн/МВт·год	Ціна РДН, грн/МВт·год	Ціна платежу за позитивний небаланс, грн/МВт·год	Ціна платежу за негативний небаланс, грн/МВт·год
	14:00 - 15:00	0,01	2450,00	0,01	2572,50
	15:00 - 16:00	0,01	3500,00	0,01	3675,00
	16:00 - 17:00	8249,95	3650,00	3467,50	8662,45
	17:00 - 18:00	9999,98	4115,00	3909,25	10499,98
	18:00 - 19:00	9999,98	8000,00	7600,00	10499,98
	19:00 - 20:00	9999,98	8500,00	8075,00	10499,98
	20:00 - 21:00	9999,95	9000,00	8550,00	10499,95
	21:00 - 22:00	9999,92	9000,00	8550,00	10499,92
	22:00 - 23:00	10000,00	8881,34	8437,27	10500,00
	23:00 - 00:00	8249,99	6892,96	6548,31	8662,49
05.07.2025	00:00 - 01:00	6600,00	5600,00	5320,00	6930,00
	01:00 - 02:00	6599,90	5587,41	5308,04	6929,90
	02:00 - 03:00	0,10	5484,56	0,10	5758,79
	03:00 - 04:00	0,10	5587,27	0,10	5866,63
	04:00 - 05:00	196,30	5103,00	186,49	5358,15
	05:00 - 06:00	10,00	4763,00	9,50	5001,15
	06:00 - 07:00	239,26	4444,00	227,30	4666,20
	07:00 - 08:00	4,85	5500,00	4,61	5775,00
	08:00 - 09:00	8249,83	3850,00	3657,50	8662,32
	09:00 - 10:00	4,79	3500,00	4,55	3675,00
	10:00 - 11:00	0,01	1820,00	0,01	1911,00
	11:00 - 12:00	0,01	2044,00	0,01	2146,20
	12:00 - 13:00	0,01	1410,00	0,01	1480,50
	13:00 - 14:00	0,01	1410,00	0,01	1480,50
	14:00 - 15:00	0,01	1410,00	0,01	1480,50
	15:00 - 16:00	0,01	3499,00	0,01	3673,95
	16:00 - 17:00	0,01	3690,00	0,01	3874,50
	17:00 - 18:00	0,01	3850,00	0,01	4042,50
	18:00 - 19:00	4,78	7187,00	4,54	7546,35
	19:00 - 20:00	9999,91	8300,00	7885,00	10499,91
	20:00 - 21:00	9999,90	8800,00	8360,00	10499,90
	21:00 - 22:00	9999,90	8850,00	8407,50	10499,90
	22:00 - 23:00	9999,93	8850,00	8407,50	10499,93
	23:00 - 00:00	8249,93	6889,64	6545,16	8662,43
06.07.2025	00:00 - 01:00	6599,97	5600,00	5320,00	6929,97
	01:00 - 02:00	6599,97	5600,00	5320,00	6929,97
	02:00 - 03:00	4,83	4940,00	4,59	5187,00
	03:00 - 04:00	4,83	4940,00	4,59	5187,00
	04:00 - 05:00	202,68	4488,00	192,55	4712,40
	05:00 - 06:00	232,79	3850,00	221,15	4042,50
	06:00 - 07:00	247,07	3790,00	234,72	3979,50
	07:00 - 08:00	4,85	5400,00	4,61	5670,00
	08:00 - 09:00	4,80	3490,00	4,56	3664,50
	09:00 - 10:00	0,01	3278,00	0,01	3441,90
	10:00 - 11:00	0,01	1350,00	0,01	1417,50
	11:00 - 12:00	0,01	1350,00	0,01	1417,50
	12:00 - 13:00	0,01	1389,00	0,01	1458,45
	13:00 - 14:00	0,01	1389,00	0,01	1458,45
	14:00 - 15:00	0,01	1390,00	0,01	1459,50
	15:00 - 16:00	0,01	3650,00	0,01	3832,50
	16:00 - 17:00	0,01	3486,00	0,01	3660,30
	17:00 - 18:00	0,01	3803,00	0,01	3993,15
	18:00 - 19:00	9999,97	8887,47	8443,10	10499,97
	19:00 - 20:00	10000,00	8800,00	8360,00	10500,00
	20:00 - 21:00	9999,95	8892,48	8447,86	10499,95
	21:00 - 22:00	9999,96	9000,00	8550,00	10499,96

Дата	Розрахунковий інтервал	Фактична ціна небалансу, грн/МВт·год	Ціна РДН, грн/МВт·год	Ціна платежу за позитивний небаланс, грн/МВт·год	Ціна платежу за негативний небаланс, грн/МВт·год
	22:00 - 23:00	9999,97	8892,97	8448,32	10499,97
	23:00 - 00:00	8249,93	6881,22	6537,16	8662,43
07.07.2025	00:00 - 01:00	6599,96	5600,00	5320,00	6929,96
	01:00 - 02:00	4,80	5333,30	4,56	5599,97
	02:00 - 03:00	4,79	4940,00	4,55	5187,00
	03:00 - 04:00	4,79	4940,00	4,55	5187,00
	04:00 - 05:00	4,79	4888,00	4,55	5132,40
	05:00 - 06:00	4,79	4888,00	4,55	5132,40
	06:00 - 07:00	4,78	5591,54	4,54	5871,12
	07:00 - 08:00	7692,70	6889,07	6544,62	8077,34
	08:00 - 09:00	8249,96	6877,86	6533,97	8662,46
	09:00 - 10:00	8249,96	4489,00	4264,55	8662,46
	10:00 - 11:00	8041,20	2638,00	2506,10	8443,26
	11:00 - 12:00	4,83	1336,00	4,59	1402,80
	12:00 - 13:00	4,83	485,00	4,59	509,25
	13:00 - 14:00	4,81	1336,00	4,57	1402,80
	14:00 - 15:00	4,80	3499,00	4,56	3673,95
	15:00 - 16:00	4,80	3025,49	4,56	3176,76
	16:00 - 17:00	8249,96	3890,00	3695,50	8662,46
	17:00 - 18:00	9999,97	6170,00	5861,50	10499,97
	18:00 - 19:00	9999,98	4660,00	4427,00	10499,98
	19:00 - 20:00	9999,97	6500,00	6175,00	10499,97
	20:00 - 21:00	9999,97	9000,00	8550,00	10499,97
	21:00 - 22:00	9999,97	9000,00	8550,00	10499,97
	22:00 - 23:00	9999,98	8889,32	8444,85	10499,98
	23:00 - 00:00	8249,97	6886,40	6542,08	8662,47
08.07.2025	00:00 - 01:00	6599,97	5600,00	5320,00	6929,97
	01:00 - 02:00	5524,00	5524,00	5247,80	5800,20
	02:00 - 03:00	100,00	5509,77	95,00	5785,26
	03:00 - 04:00	100,00	5299,00	95,00	5563,95
	04:00 - 05:00	150,00	5299,00	142,50	5563,95
	05:00 - 06:00	5286,01	5286,01	5021,71	5550,31
	06:00 - 07:00	6599,97	5587,97	5308,57	6929,97
	07:00 - 08:00	7697,80	6889,96	6545,46	8082,69
	08:00 - 09:00	8249,96	6851,07	6508,52	8662,46
	09:00 - 10:00	8250,00	6190,00	5880,50	8662,50
	10:00 - 11:00	8040,20	3499,00	3324,05	8442,21
	11:00 - 12:00	7785,59	1450,00	1377,50	8174,87
	12:00 - 13:00	4,83	1175,00	4,59	1233,75
	13:00 - 14:00	4,83	1336,00	4,59	1402,80
	14:00 - 15:00	4,80	3803,00	4,56	3993,15
	15:00 - 16:00	4,80	3650,00	4,56	3832,50
	16:00 - 17:00	8250,00	3890,00	3695,50	8662,50
	17:00 - 18:00	9999,99	5920,00	5624,00	10499,99
	18:00 - 19:00	9999,99	7232,57	6870,94	10499,99
	19:00 - 20:00	10000,00	8899,00	8454,05	10500,00
	20:00 - 21:00	10000,00	9000,00	8550,00	10500,00
	21:00 - 22:00	10000,00	9000,00	8550,00	10500,00
	22:00 - 23:00	10000,00	9000,00	8550,00	10500,00
	23:00 - 00:00	8250,00	6900,00	6555,00	8662,50
09.07.2025	00:00 - 01:00	6600,00	5600,00	5320,00	6930,00
	01:00 - 02:00	6600,00	5585,27	5306,01	6930,00
	02:00 - 03:00	6600,00	5000,00	4750,00	6930,00
	03:00 - 04:00	4,77	4940,00	4,53	5187,00
	04:00 - 05:00	4,77	4888,00	4,53	5132,40
	05:00 - 06:00	4,78	4792,52	4,54	5032,15

Дата	Розрахунковий інтервал	Фактична ціна небалансу, грн/МВт·год	Ціна РДН, грн/МВт·год	Ціна платежу за позитивний небаланс, грн/МВт·год	Ціна платежу за негативний небаланс, грн/МВт·год
	06:00 - 07:00	4,79	5000,00	4,55	5250,00
	07:00 - 08:00	4,77	6880,00	4,53	7224,00
	08:00 - 09:00	8250,00	6588,00	6258,60	8662,50
	09:00 - 10:00	8062,39	5621,00	5339,95	8465,51
	10:00 - 11:00	8250,00	3499,00	3324,05	8662,50
	11:00 - 12:00	8249,98	2900,00	2755,00	8662,48
	12:00 - 13:00	8250,00	1878,00	1784,10	8662,50
	13:00 - 14:00	8250,00	1878,00	1784,10	8662,50
	14:00 - 15:00	8250,00	3196,00	3036,20	8662,50
	15:00 - 16:00	8250,00	3310,00	3144,50	8662,50
	16:00 - 17:00	8250,00	3840,00	3648,00	8662,50
	17:00 - 18:00	10000,00	4850,00	4607,50	10500,00
	18:00 - 19:00	10000,00	5999,00	5699,05	10500,00
	19:00 - 20:00	10000,00	8300,00	7885,00	10500,00
	20:00 - 21:00	10000,00	8800,00	8360,00	10500,00
	21:00 - 22:00	9999,90	8850,00	8407,50	10499,90
	22:00 - 23:00	9999,89	8050,00	7647,50	10499,88
	23:00 - 00:00	8249,87	6870,00	6526,50	8662,36
10.07.2025	00:00 - 01:00	6599,92	5000,00	4750,00	6929,92
	01:00 - 02:00	6600,00	4940,00	4693,00	6930,00
	02:00 - 03:00	6600,00	4419,00	4198,05	6930,00
	03:00 - 04:00	6600,00	4389,00	4169,55	6930,00
	04:00 - 05:00	6600,00	4394,00	4174,30	6930,00
	05:00 - 06:00	6600,00	4292,00	4077,40	6930,00
	06:00 - 07:00	6600,00	4800,00	4560,00	6930,00
	07:00 - 08:00	8250,00	5850,00	5557,50	8662,50
	08:00 - 09:00	8249,92	5542,00	5264,90	8662,42
	09:00 - 10:00	8249,96	5000,00	4750,00	8662,46
	10:00 - 11:00	8249,97	3850,00	3657,50	8662,47
	11:00 - 12:00	8250,00	3500,00	3325,00	8662,50
	12:00 - 13:00	8250,00	2059,00	1956,05	8662,50
	13:00 - 14:00	8250,00	2638,00	2506,10	8662,50
	14:00 - 15:00	8250,00	3050,00	2897,50	8662,50
	15:00 - 16:00	8250,00	2886,02	2741,72	8662,50
	16:00 - 17:00	8250,00	3384,00	3214,80	8662,50
	17:00 - 18:00	4,80	4000,00	4,56	4200,00
	18:00 - 19:00	9999,96	4741,00	4503,95	10499,96
	19:00 - 20:00	4,83	6972,00	4,59	7320,60
	20:00 - 21:00	4,79	7550,00	4,55	7927,50
	21:00 - 22:00	4,81	7900,00	4,57	8295,00
	22:00 - 23:00	4,77	7500,00	4,53	7875,00
	23:00 - 00:00	8249,88	5221,00	4959,95	8662,37
11.07.2025	00:00 - 01:00	4,79	5500,00	4,55	5775,00
	01:00 - 02:00	6600,00	4940,00	4693,00	6930,00
	02:00 - 03:00	6600,00	4885,00	4640,75	6930,00
	03:00 - 04:00	4,78	4660,00	4,54	4893,00
	04:00 - 05:00	4,79	4784,00	4,55	5023,20
	05:00 - 06:00	4,78	4845,00	4,54	5087,25
	06:00 - 07:00	4,78	5000,00	4,54	5250,00
	07:00 - 08:00	4,77	6000,00	4,53	6300,00
	08:00 - 09:00	4,76	5784,00	4,52	6073,20
	09:00 - 10:00	4,80	3000,00	4,56	3150,00
	10:00 - 11:00	0,01	2178,00	0,01	2286,90
	11:00 - 12:00	0,01	195,00	0,01	204,75
	12:00 - 13:00	0,01	100,00	0,01	105,00
	13:00 - 14:00	0,01	200,00	0,01	210,00

Дата	Розрахунковий інтервал	Фактична ціна небалансу, грн/МВт·год	Ціна РДН, грн/МВт·год	Ціна платежу за позитивний небаланс, грн/МВт·год	Ціна платежу за негативний небаланс, грн/МВт·год
	14:00 - 15:00	0,01	1178,00	0,01	1236,90
	15:00 - 16:00	0,01	1410,00	0,01	1480,50
	16:00 - 17:00	0,01	2555,00	0,01	2682,75
	17:00 - 18:00	0,04	4082,00	0,04	4286,10
	18:00 - 19:00	9999,92	5327,00	5060,65	10499,92
	19:00 - 20:00	9999,92	6750,00	6412,50	10499,92
	20:00 - 21:00	9999,89	7500,00	7125,00	10499,88
	21:00 - 22:00	9999,89	7977,00	7578,15	10499,88
	22:00 - 23:00	9999,89	7080,00	6726,00	10499,88
	23:00 - 00:00	8249,90	6000,00	5700,00	8662,40
12.07.2025	00:00 - 01:00	6599,90	5593,80	5314,11	6929,90
	01:00 - 02:00	0,01	5600,00	0,01	5880,00
	02:00 - 03:00	0,01	5592,10	0,01	5871,71
	03:00 - 04:00	0,01	5589,91	0,01	5869,41
	04:00 - 05:00	42,34	5592,42	40,22	5872,04
	05:00 - 06:00	6599,89	4799,00	4559,05	6929,88
	06:00 - 07:00	6599,89	4953,00	4705,35	6929,88
	07:00 - 08:00	0,04	5000,00	0,04	5250,00
	08:00 - 09:00	1,32	4400,00	1,25	4620,00
	09:00 - 10:00	0,01	3000,00	0,01	3150,00
	10:00 - 11:00	0,01	1990,00	0,01	2089,50
	11:00 - 12:00	0,01	2920,00	0,01	3066,00
	12:00 - 13:00	0,01	1799,00	0,01	1888,95
	13:00 - 14:00	0,01	1820,00	0,01	1911,00
	14:00 - 15:00	0,01	2920,00	0,01	3066,00
	15:00 - 16:00	0,01	2920,00	0,01	3066,00
	16:00 - 17:00	85,20	2554,00	80,94	2681,70
	17:00 - 18:00	9999,89	3450,00	3277,50	10499,88
	18:00 - 19:00	9999,91	4800,00	4560,00	10499,91
	19:00 - 20:00	9999,81	6250,00	5937,50	10499,80
	20:00 - 21:00	0,04	7213,00	0,04	7573,65
	21:00 - 22:00	4,82	7500,00	4,58	7875,00
	22:00 - 23:00	9999,89	7500,00	7125,00	10499,88
	23:00 - 00:00	8249,89	6893,91	6549,21	8662,38
13.07.2025	00:00 - 01:00	6599,90	5600,00	5320,00	6929,90
	01:00 - 02:00	6599,90	5583,08	5303,93	6929,90
	02:00 - 03:00	6599,89	5587,49	5308,12	6929,88
	03:00 - 04:00	5500,00	5500,00	5225,00	5775,00
	04:00 - 05:00	4,83	5585,09	4,59	5864,34
	05:00 - 06:00	4,83	5270,00	4,59	5533,50
	06:00 - 07:00	4,83	4648,00	4,59	4880,40
	07:00 - 08:00	74,98	4400,00	71,23	4620,00
	08:00 - 09:00	0,01	3480,00	0,01	3654,00
	09:00 - 10:00	0,01	2999,00	0,01	3148,95
	10:00 - 11:00	0,01	1150,00	0,01	1207,50
	11:00 - 12:00	0,01	3689,00	0,01	3873,45
	12:00 - 13:00	0,01	3689,00	0,01	3873,45
	13:00 - 14:00	0,01	3689,00	0,01	3873,45
	14:00 - 15:00	0,01	3689,00	0,01	3873,45
	15:00 - 16:00	0,01	2850,00	0,01	2992,50
	16:00 - 17:00	0,01	1378,00	0,01	1446,90
	17:00 - 18:00	0,01	2056,00	0,01	2158,80
	18:00 - 19:00	9999,91	4000,00	3800,00	10499,91
	19:00 - 20:00	9999,90	6000,00	5700,00	10499,90
	20:00 - 21:00	9999,89	6500,00	6175,00	10499,88
	21:00 - 22:00	9999,85	7312,00	6946,40	10499,84

Дата	Розрахунковий інтервал	Фактична ціна небалансу, грн/МВт·год	Ціна РДН, грн/МВт·год	Ціна платежу за позитивний небаланс, грн/МВт·год	Ціна платежу за негативний небаланс, грн/МВт·год
	22:00 - 23:00	9999,92	6500,00	6175,00	10499,92
	23:00 - 00:00	8249,89	6877,00	6533,15	8662,38
14.07.2025	00:00 - 01:00	6599,90	5500,00	5225,00	6929,90
	01:00 - 02:00	5000,00	5000,00	4750,00	5250,00
	02:00 - 03:00	1001,00	5252,00	950,95	5514,60
	03:00 - 04:00	0,02	5054,00	0,02	5306,70
	04:00 - 05:00	0,01	5004,00	0,01	5254,20
	05:00 - 06:00	4,77	5023,00	4,53	5274,15
	06:00 - 07:00	4,77	5590,22	4,53	5869,73
	07:00 - 08:00	4,77	6889,11	4,53	7233,57
	08:00 - 09:00	8250,00	6565,00	6236,75	8662,50
	09:00 - 10:00	8088,83	5570,00	5291,50	8493,27
	10:00 - 11:00	8250,00	3700,00	3515,00	8662,50
	11:00 - 12:00	8250,00	3000,00	2850,00	8662,50
	12:00 - 13:00	4,81	2799,00	4,57	2938,95
	13:00 - 14:00	4,81	2799,00	4,57	2938,95
	14:00 - 15:00	4,80	3199,00	4,56	3358,95
	15:00 - 16:00	4,78	3820,00	4,54	4011,00
	16:00 - 17:00	4,77	4823,00	4,53	5064,15
	17:00 - 18:00	4,75	7500,00	4,51	7875,00
	18:00 - 19:00	4,73	8891,27	4,49	9335,83
	19:00 - 20:00	4,76	9000,00	4,52	9450,00
	20:00 - 21:00	9999,89	9000,00	8550,00	10499,88
	21:00 - 22:00	10000,00	9000,00	8550,00	10500,00
	22:00 - 23:00	9999,96	9000,00	8550,00	10499,96
	23:00 - 00:00	8249,91	6900,00	6555,00	8662,41

Примітка. Таблицю сформовано на основі файлу фактичних цін небалансів за липень 2025 р. Дані наведено як фрагмент ринкового масиву, що може бути використаний для перевірки алгоритмів арбітражу, балансування генерування ФЕС та оцінювання фінансових наслідків небалансів.