

Інститут електродинаміки
Національна академія наук України

Інститут електродинаміки
Національна академія наук України

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

Сичова Вікторія Володимирівна

УДК 621.313.8

ДИСЕРТАЦІЯ

Короткострокове прогнозування небалансів електричної енергії в ОЕС України

141 - електроенергетика, електротехніка та електромеханіка

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

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



В.В. Сичова

Науковий керівник Черненко Павло Олексійович, доктор технічних наук,
професор

Блінов Ігор Вікторович, доктор технічних наук, професор

Київ – 2024

АНОТАЦІЯ

Сичова В.В. Короткострокове прогнозування небалансів електричної енергії в ОЕС України – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 141 «Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка». – Інститут електродинаміки, НАН України, Київ, 2024.

В дисертаційній роботі розв’язано важливі наукові та науково-практичні задачі короткострокового прогнозування сумарних небалансів електроенергії та сумарного електричного навантаження в ОЕС України.

Сьогодні необхідність розв’язання задач прогнозування обумовлено сучасним станом та перспективами подальшого розвитку ОЕС України та ринку електричної енергії України та його окремих сегментів. Балансуючий ринок, як ключовий сегмент ринку електричної енергії, є важливим структурним елементом для забезпечення стабільності та надійності функціонування ОЕС України, в межах якого здійснюється балансування сумарного виробництва та споживання електричної енергії на основі конкурентних механізмів ціноутворення. Руйнування енергетичної інфраструктури внаслідок бойових дій, збільшення частки виробників з відновлюваних джерел енергії, неточність прогнозування споживання та інші чинники обумовлюють появу небалансів електричної енергії в ОЕС України. Це обумовлює актуальність задач короткострокового прогнозування сумарних небалансів електричної енергії та споживання в ОЕС України, адже їх вирішення дозволяє підвищити ефективність вибору ресурсів для покриття споживання та балансування ОЕС України, що є важливою складовою забезпечення стійкої та надійної її роботи.

В цій роботі виконані дослідження та запропоновані нові моделі та методи прогнозування сумарного електричного навантаження та небалансів в ОЕС України. Комплексний підхід виконання дисертаційного дослідження забезпечив всебічний розгляд задачі прогнозування небалансів електроенергії,

враховуючи такі аспекти як підвищення точності прогнозування небалансів електроенергії, зменшення їх обсягів за рахунок підвищення точності прогнозування електричного навантаження та забезпечення планування дій щодо покриття небалансів завдяки підвищенню точності прогнозування обсягу попиту на послугу балансування.

Аналіз літературних джерел, наведений у першому розділі роботи, показав, що сьогодні чимало робіт як закордонних, так і українських вчених присвячено питанням прогнозування електричного навантаження. Попри це розробки в цьому напрямку не розвинені повною мірою, оскільки запропоновані моделі часто недостатньо глибоко відображають процес урахування зовнішніх факторів, зокрема і температури повітря. Крім того, у вітчизняних дослідженнях майже не приділяється уваги задачам прогнозування небалансів електроенергії та обсягу попиту на послугу балансування, що може бути обумовлено новизною цієї задачі, яка виникла після запровадження нової моделі ринку електричної енергії України.

Оскільки статистичний та детермінований аналіз ретроспективних даних про електричне навантаження вказує на доцільність застосування багатофакторного прогнозування, другий розділ цієї роботи присвячений задачі з підвищення точності короткострокового прогнозування добових графіків сумарного електричного навантаження енергосистеми із урахуванням зовнішніх факторів. Задля її вирішення запропоновано застосування декомпозиційної парадигми, яка дозволяє здійснювати адекватне врахування впливу зовнішніх чинників при прогнозуванні. Як зовнішній чинник розглянуто температуру повітря довкілля, що має однобічну кореляцію із електричним навантаженням: пряму влітку та обернену – взимку. У роботі представлено кілька емпіричних підходів до декомпозиції часових рядів електричного навантаження, що дозволяє вибір відповідних методів прогнозування кожної його складової.

Задля підвищення надійності виділення температурної складової запропоновано спосіб визначення меж «зони нечутливості» електричного

навантаження до температури повітря докільля на основі застосування перетворення Гільберта-Хуанга для декомпозиції відповідних часових рядів, Отримана температурна складова має вище значення коефіцієнта кореляції із температурою, ніж повне навантаження, що дозволяє побудову регресійних залежностей із меншим значенням похибки. А отримана базова складова є менш варіативною, що, також, дає можливість вибору відповідного методу однофакторного прогнозування. Такий підхід ілюструє процес впливу зміни температури повітря на зміну електричного навантаження. Показано, що застосування відповідних методів для прогнозування різних складових дозволяє суттєво підвищити точність прогнозування.

Задля прогнозування сумарного електричного навантаження застосовано низку різноманітних методів: регресійні (поліноміальна та квантильна регресія), метод Холта-Вінтерса, штучну нейронну мережу LSTM. Розроблено гібридну модель для короткострокового прогнозування електричного навантаження, в якій для прогнозування базової складової використано рекурентну ШНМ LSTM, а для складової, що відображає вплив температури повітря на навантаження, використано поліноміальні регресійні залежності для кожного годинного профілю, що у порівнянні з досліджуваними моделями підвищило точність короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження в середньому на 25%.

Третій розділ присвячено ретельному статистичному аналізу вибірок небалансів електричної енергії (позитивних, негативних та сумарних), що склались за результатами роботи балансуючого ринку України та обсягу попиту на послугу балансування (у напрямках вгору та вниз). В результаті цього дослідження доведено нестационарність та високу варіативність досліджуваних вибірок. Показано, що вибірки небалансів електроенергії в основному підпорядковані закону розподілу Пуасона. Висновками аналізу часових рядів обсягу попиту на послугу балансування є їх висока нестационарність та варіативність, що вимагає розширеного пошуку нових

відповідних методів прогнозування. Для обох вибірок відхилено гіпотези про нормальний, рівномірний закони розподілу та закон розподілу Пуасона.

На основі виконаного аналізу результатів досліджень для прогнозування сумарних небалансів електроенергії запропоновано використання авторегресійних моделей, зважаючи на високу автокореляцію вибірок, та модель штучної нейронної мережі (ШНМ) типу LSTM з можливістю подальшого вдосконалення, доцільність застосування якої засвідчує її здатність до роботи з послідовними даними та врахування довгострокових залежностей.

Оскільки дані про обсяг попиту на послугу балансування позбавлені явних закономірностей, для його прогнозування запропоновано застосування ймовірнісних ШНМ, а саме баєсових мереж (BNN), та генеративно-змагальних нейронних мереж (GAN). Показано, що моделі BNN дозволяють отримати, крім найімовірнішого значення обсягу попиту на послугу балансування, оцінку із заданою наперед ймовірністю максимальні відхилення обсягу попиту від прогнозованого значення. Моделі GAN є особливо корисними для роботи з асиметричними розподілами та даними зі складною й неоднорідною структурою, завдяки своїй гнучкості при моделюванні різноманітних залежностей у даних та здатності до адаптації під особливості часового ряду. Застосування цих моделей при прогнозуванні дає змогу побудувати відповідні моделі для часових рядів обсягу попиту на послугу балансування, що сприяє підвищенню точності його прогнозування.

В четвертому розділі наведено аналіз результатів випробовування розроблених моделей для прогнозування небалансів електроенергії та обсягу попиту на послугу балансування. Досягнуто задовільних результатів прогнозування сумарних небалансів електроенергії ОЕС України при застосуванні авторегресійних моделей ARIMA та VARMA, застосування яких обумовлене високою автокореляцією вибірок. Під час дослідження доведено доцільність побудови однофакторних моделей.

За результатами порівняльних досліджень задля підвищення точності прогнозування небалансів електроенергії запропоновано застосування ШНМ

LSTM. Виконано модифікації задля її вдосконалення: в алгоритм моделі додано компонент, що здійснює автоматичний вибір значень гіперпараметрів моделі – початкового кроку навчання, кількості прихованих шарів та кількості нейронів в прихованому шарі. Розроблена модель обирає свій варіант набору гіперпараметрів, при якому досягнуто найвищої точності при її випробуванні на валідаційній вибірці. Це дозволило суттєво спростити роботу з налаштування моделі та забезпечити більш точні результати прогнозування. Також проведено дослідження із випробуванням ансамблів моделей LSTM, які відрізняються між собою значеннями довжини вікна, що проходить через вхідні дані і накопичує значення у кожен момент часу для прогнозування наступного, та приймають значення, що відповідають значенням періодичності, які притаманні вибірці ретроспективних даних (4, 12, 24). Кожна із моделей в ансамблі в процесі роботи підбирає свої оптимальні гіперпараметри. Результат роботи ансамблю моделей LSTM, обчислений як середнє арифметичне графіків, прогнозованих кожною моделлю у рівних пропорціях. Згідно із отриманими результатами такий підхід забезпечує підвищення надійності отриманих результатів та й підвищення точності.

За результатами проведених досліджень розроблено застосунки «Прогнозування добових графіків сумарного електричного навантаження» та «Прогнозування добових графіків сумарних небалансів електроенергії», які дозволяють здійснити короткострокове прогнозування на від однієї до семи діб відповідно сумарного електричного навантаження енергосистеми різних рівнів та сумарних небалансів електроенергії ОЕС України. Розроблені застосунки охоплюють найбільш адаптивні та найменш ємнісні моделі. Додатково розроблено програму «Модель розрахунку цін та тарифів на електричну енергію», в якій реалізовано моделі для обчислення значень тарифу та вартості електричної енергії залежно від типу закупівлі електроенергії.

Ключові слова: короткострокове прогнозування, сумарне електричне навантаження, сумарні небаланси електроенергії, послуга балансування, ринок електроенергії, штучні нейронні мережі.

Список публікацій здобувачки

1. Miroshnyk V., Shymaniuk P., Sychova V. Short term renewable energy forecasting with deep learning neural networks. In: Kyrylenko O., Zharkin A., Butkevych O., Blinov I., Zaitsev I., Zaporozhets A. (eds) Power Systems Research and Operation. Studies in Systems, Decision and Control. vol 388. Springer, Cham. 2022. Pp. 121-142. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-82926-1_6 (Scopus) (Особистий внесок – Виконано тестування штучної нейронної мережі задля прогнозування відпуску електричної енергії виробниками з ВДЕ, узагальнено результати прогнозування)
2. Miroshnyk V., Shymaniuk P., Sychova V., Loskutov S. Short-Term Load Forecasting in Electrical Networks and Systems with Artificial Neural Networks and Taking into Account Additional Factors. In: Kyrylenko O., Denysiuk S., Derevianko D., Blinov I., Zaitsev I., Zaporozhets A. (eds) Power Systems Research and Operation. Studies in Systems, Decision and Control. vol 220. Springer, Cham. 2023. Pp 87-105. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-17554-1_5 (Scopus) (Особистий внесок – розробка і випробування моделі короткострокового прогнозування електричного навантаження з урахуванням впливу температури)
3. Miroshnyk V., Shymaniuk P., Sychova V., Loskutov S. Short-Term Forecasting of Imbalances in the IPS of Ukraine. In: Kyrylenko O., Denysiuk S., Strzelecki R., Blinov I., Zaitsev I., Zaporozhets A. (eds) Power Systems Research and Operation. Studies in Systems, Decision and Control. vol 512. Springer, Cham. 2024. Pp 89-109 DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-44772-3_5 (Scopus) (Особистий внесок – розробка і випробування моделей для прогнозування небалансів електроенергії із застосування методів авторегресії та штучних нейронних мереж)
4. Черненко П.О., Сичова В.В. Удосконалення алгоритму визначення впливу

температури повітря на сумарне електричне навантаження енергосистеми для підвищення точності короткострокового прогнозування. *Технічна електродинаміка*. 2021. №2 С. 77-83 DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2021.02.077> (Категорія «А», Scopus) (Особистий внесок – розробка і випробування моделей відокремлення температурної складової електричного навантаження)

5. Блінов І.В., Сичова В.В. Застосування методів декомпозиції у короткостроковому прогнозуванні сумарного електричного навантаження енергосистеми. *Праці Інституту електродинаміки Національної академії наук України*. 2021. №59 С. 68-71 DOI: <https://doi.org/10.15407/publishing2021.59.068> (Особистий внесок – вдосконалення методу декомпозиції Гільберта-Хуанга й розробка на його основі моделі декомпозиції та прогнозування електричного навантаження).
6. Блінов І.В., Парус Є.В., Мірошник В.О., Шиманюк П.В., Сичова В.В. Модель оцінки доцільності переходу промислових споживачів до погодинного обліку електричної енергії на роздрібному ринку. *Енергетика: економіка, технології, екологія*. 2021. №1. С. 88-97. DOI: <https://doi.org/10.20535/1813-5420.1.2021.242186> (Особистий внесок – Розроблено програму розрахунку роздрібних цін для споживачів електричної енергії)
7. Сичова В.В. Прогнозування добових графіків сумарних небалансів електричної енергії в ОЕС України. *Технічна електродинаміка*. 2022. №.4 С. 58-63 DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2022.04.059> (Категорія «А», Scopus) (Особистий внесок – розробка комбінованих моделей для прогнозування небалансів електроенергії).
8. Сичова В.В. Короткострокове прогнозування небалансів електричної енергії в ОЕС України з використанням авторегресійних моделей та штучних нейронних мереж. *Праці Інституту електродинаміки Національної академії наук України*. 2023. №64. С. 24-30. DOI: <https://doi.org/10.15407/publishing2023.64.025> (Особистий внесок – розробка

моделей прогнозування на основі моделей ШНМ).

9. Сичова В.В. Розробка штучної нейронної мережі для прогнозування небалансів електричної енергії в ОЕС України. *Праці Інституту електродинаміки Національної академії наук України*. 2023. №66. С. 58-63 DOI: <https://doi.org/10.15407/publishing2023.66.058> (Особистий внесок – розробка і вдосконалення моделі на основі ШНМ задля прогнозування небалансів електроенергії)
10. Blinov I., Miroshnyk V. and Sychova V. Comparison of models for short-term forecasting of electricity imbalances. 2022 IEEE 8th International Conference on Energy Smart Systems (ESS-2022) м. Київ. 12-14 жовтня 2022 (Scopus) (Особистий внесок – випробування та порівняльний аналіз досліджуваних моделей)
11. Blinov I, Miroshnyk V and Sychova V. Short-term forecasting of electricity imbalances using artificial neural networks. *4th International conference on sustainable futures: environmentak, technological, social and economic matters (ICSF-2023)* DOI 10.1088/1755-1315/1254/1/012029 м. Кривий Ріг. 23-26 травня 2023 (Scopus) (Особистий внесок – випробування та порівняльний аналіз моделей нейронних мереж)
12. Белоха Г.С., Сичова В.В. Оптимізація графіків електричного навантаження агрегатором в локальних електроенергетичних системах. *Праці Інституту електродинаміки Національної академії наук України*. 2023. №66. С 84-89. DOI: <https://doi.org/10.15407/publishing2023.66.084> (Особистий внесок – участь в дослідженнях)
13. Блінов І.В., Сичова В.В., Шиманюк П.В. Комп'ютерна програма «Модель розрахунку цін та тарифів на електричну енергію (дослідна модель)» («EMPM (Electricity market pricing model)»). Авторське право на твір № 115250 від 13.10.2022
14. Сичова В.В., Блінов І.В., Мірошник В.О. Комп'ютерна програма «Прогнозування добових графіків сумарного електричного навантаження (fds_oie)». Авторське право на твір № 125178 від 29.03.2024

15. Сичова В.В., Шиманюк П.В. Комп'ютерна програма «Прогнозування добових графіків сумарного електричного навантаження (fds_oel)». Авторське право на твір № 125814 від 18.04.2024
16. Сичова В.В. Підвищення точності моделювання метеорологічної складової при багатофакторному короткостроковому прогнозування електричного навантаження енергосистеми. Всеукраїнський конкурс студентських наукових робіт з галузі «Енергетика». Зб. тез доповідей. м. Маріуполь: ДВНЗ «ПДТУ». 25-26 березня 2020 р. 2020. С. 6-7
17. Черненко П.О., Сичова В.В. Аналітичне моделювання сумарного електричного навантаження енергосистеми для покращення його короткострокового прогнозування. *XV Міжнародна конференція Контроль і управління в складних системах (КУСС-2020)*. м. Вінниця. 8-10 жовтня 2020 р. 2020. С. 184-186
18. Сичова В.В., Шиманюк П.В. Застосування декомпозиції графіків сумарного електричного навантаження для задач їх короткострокового прогнозування. *XXXIX Науково-технічна конференція молодих вчених інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.С. Пухова НАН України*. м. Київ. 12 травня 2021. 2021 С. 101-104
19. Сичова В.В. Застосування методу Гільберта-Хуанга для декомпозиції графіків сумарного електричного навантаження. Збірник матеріалів І науково-технічної конференції молодих вчених та спеціалістів Інституту електродинаміки Національної академії наук України. м. Київ. 15 березня 2021 р. 2021. 64 с.
20. Сичова В.В. Короткострокове прогнозування небалансів електричної енергії. Results of modern scientific research and development. Proceedings of the 9th International scientific and practical conference. Barca Academy Publishing. Madrid, Spain. 2021. Pp. 165-171.
21. Сичова В.В. Прогнозування добових графіків сумарних небалансів електричної енергії в ОЕС України. *ПСЕ 2022 XVII Науково-технічна конференція Проблеми сучасної енергетики*. м. Київ. 27 вересня 2022

22. Сичова В.В., Белоха Г.С. Застосування ансамблів штучних нейронних мереж для прогнозування небалансів електричної енергії в ОЕС України. *XLI Науково-технічна конференція молодих вчених та спеціалістів інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України*. м. Київ. 17 травня 2023. С. 82-84
23. Сичова В.В. Застосування ймовірнісних нейронних мереж для прогнозування обсягу попиту на послугу балансування. *XLII Науково-технічна конференція молодих вчених та спеціалістів інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України*. м. Київ 15 травня 2024. С. 130-133
24. Blinov I, Radziukynas V, Shymaniuk P, Sychova V Calculation of electricity losses using neural networks for retrospective data with the presence of anomalous values. *5th International conference on sustainable futures: environmental, technological, social and economic matters (ICSF-2024)* м. Кривий Ріг. 21-24 травня 2024 (Scopus)

ANNOTATION

Sychova V.V. Short-term Forecasting of Electricity Imbalances in the Integrated Power System of Ukraine – Qualifying scientific work with manuscript rights.

Dissertation for obtaining the scientific degree of Doctor of Philosophy in specialty 141 "Electroenergetics, electrical engineering and electromechanics". – Institute of Electrodynamics, National Academy of Sciences of Ukraine, Kyiv, 2024.

In the dissertation, significant scientific and scientific-practical tasks of short-term forecasting of overall electricity imbalances and overall electrical load in the Unified Power System of Ukraine are addressed.

The necessity of solving forecasting tasks today is driven by the current state and future development prospects of the Integrated Power System (IPS) of Ukraine and the Ukrainian electricity market and its individual segments. The balancing market, as a key segment of the electricity market, is an essential structural element for ensuring the stability and reliability of the IPS of Ukraine. It achieves the balance of overall electricity production and consumption based on competitive pricing mechanisms. The destruction of energy infrastructure due to hostilities, the increase in the share of renewable energy producers, inaccuracies in consumption forecasting, and other factors contribute to the emergence of electricity imbalances in the IPS of Ukraine. This underscores the relevance of short-term forecasting tasks for overall electricity imbalances and consumption in the IPS of Ukraine, as addressing these tasks can improve the efficiency of resource selection for consumption coverage and balancing within the IPS of Ukraine, which is crucial for ensuring its stable and reliable operation.

In this work, research has been conducted and new models and methods for forecasting overall electrical load and imbalances in the IPS of Ukraine have been proposed. The comprehensive approach employed in the dissertation research ensured a thorough examination of the task of forecasting electricity imbalances,

taking into account aspects such as improving the accuracy of electricity imbalance forecasts, reducing their volumes by enhancing the accuracy of electrical load forecasting, and ensuring the planning of actions to cover imbalances through improved accuracy in forecasting the demand for balancing services.

The literature review presented in the first chapter of the work showed that many studies by both foreign and Ukrainian scientists are dedicated to the issues of electrical load forecasting. However, developments in this direction are not fully mature, as the proposed models often do not sufficiently reflect the process of accounting for external factors, particularly air temperature. Moreover, domestic research almost does not address the tasks of forecasting electricity imbalances and the volume of demand for balancing services, which may be due to the novelty of this issue that emerged after the introduction of the new electricity market model in Ukraine.

Since the statistical and deterministic analysis of retrospective data on electrical load indicates the advisability of applying multifactor forecasting, the second chapter of this work is dedicated to the task of improving the accuracy of short-term forecasting of daily overall electrical load profiles of the power system, taking into account external factors. To address this task, the application of a decomposition paradigm is proposed, which allows for adequate consideration of the impact of external factors in forecasting. Air temperature is considered as an external factor, which has a one-sided correlation with electrical load: direct in summer and inverse in winter. The work presents several empirical approaches to the decomposition of electrical load time series, enabling the selection of appropriate forecasting methods for each of its components.

In order to increase the reliability of the selection of the temperature component, a method of determining the limits of the "zone of insensitivity" of the electric load to the ambient air temperature is proposed based on the application of the Hilbert-Huang transformation for the decomposition of the corresponding time series. The obtained temperature component has a higher correlation coefficient with temperature than the full load, which allows construction of regression dependencies

with a smaller error value. And the obtained basic component is less variable, which also makes it possible to choose the appropriate method of one-factor forecasting. This approach illustrates the process of influencing the change in air temperature on the change in electrical load. It is shown that the application of appropriate methods for forecasting various components allows to significantly increase the accuracy of forecasting.

A number of different methods are used to forecast the overall electric load: regression (polynomial and quantile regression), Holt-Winters method, LSTM artificial neural network. A hybrid model was developed for short-term forecasting of the electric load, in which the recurrent LSTM ANN was used to forecast the basic component, and for the component reflecting the effect of air temperature on the load, polynomial regression dependences were used for each hourly profile, which, in comparison with the studied models, increased the accuracy of the short-term forecasting the total electrical load by an average of 25%.

The third chapter is dedicated to a thorough statistical analysis of samples of electricity imbalances (positive, negative, and total) resulting from the operation of Ukraine's balancing market and the volume of demand for balancing services (both upward and downward directions). Through this investigation, the non-stationarity and high variability of the examined samples have been established. It has been shown that the samples of electricity imbalances mostly conform to a Poisson distribution law. The conclusions drawn from the analysis of time series of demand volume for balancing services highlight their high non-stationarity and variability, necessitating an extensive search for new suitable forecasting methods. For both samples, hypotheses regarding a normal, uniform distribution law, and Poisson distribution law have been rejected.

Based on the analysis of research results, for forecasting overall electricity imbalances, the use of autoregressive models is proposed, considering the high autocorrelation of the samples, along with an artificial neural network (ANN) model of the LSTM type. The suitability of employing LSTM models is evidenced by their ability to work with sequential data and account for long-term dependencies.

Since data on the demand volume for balancing services lack explicit regularities, probabilistic ANN models are proposed for their forecasting, namely Bayesian Neural Networks (BNNs), and Generative Adversarial Networks (GANs). It has been shown that BNN models enable obtaining results with a certain probability and confidence intervals of the forecasted value with a predetermined probability. GAN models are particularly useful for dealing with asymmetric distributions and data with complex and heterogeneous structures, thanks to their flexibility in modeling various dependencies in data and their ability to adapt to the peculiarities of time series. The application of these models in forecasting allows for building appropriate models for time series of demand volume for balancing services, thereby enhancing the accuracy of its forecasting.

In the fourth chapter, an analysis of the results of testing the developed models for forecasting electricity imbalances and the volume of demand for balancing services is provided. Satisfactory results have been achieved in forecasting overall electricity imbalances in the IPS of Ukraine using autoregressive models ARIMA and VARMA, the application of which is justified by the high autocorrelation of the samples. During the research, the feasibility of building unifactorial models has been demonstrated.

Based on the results of comparative studies, to enhance the accuracy of forecasting electricity imbalances, the application of LSTM ANN models is proposed. Modifications have been made to improve it: a component has been added to the model algorithm that automatically selects the values of the model's hyperparameters – initial learning rate, number of hidden layers, and number of neurons in the hidden layer. The developed model selects its set of parameters where the highest accuracy is achieved when tested on the validation dataset. This significantly simplifies the model tuning process and ensures more accurate forecasting results. Additionally, research has been conducted with the testing of LSTM model ensembles, which differ in the values of the window length moving along the input data and collect input values at each time step for forecasting the next value, adopting values corresponding to periodicity inherent in the retrospective data

sample (4, 12, 24). Each model in the ensemble adjusts its optimal hyperparameters during operation. The result of the ensemble of LSTM models, computed as the arithmetic mean of the graphs forecasted by each model in equal proportions, has been shown to increase the reliability of the obtained results and improve accuracy.

Based on the conducted research, applications have been developed: "Forecasting Daily Profiles of Overall Electrical Load" and "Forecasting Daily Profiles of Overall Electricity Imbalances", which allow for short-term forecasting from one to seven days of the overall electrical load of various levels and overall electricity imbalances in the IPS of Ukraine. The developed applications cover the most adaptive and least resource-intensive models. Additionally, a program called "Model for Calculating Prices and Tariffs for Electricity" has been developed, which includes models for calculating tariff values and the cost of electricity depending on the type of electricity procurement.

Keywords: short-term forecasting, overall electrical load, overall electricity imbalances, balancing service, electricity market, artificial neural networks.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ.....	20
ВСТУП	22
РОЗДІЛ 1 ЗАДАЧІ ПРОГНОЗУВАННЯ В ЕЛЕКТРОЕНЕРГЕТИЧНІЙ ГАЛУЗІ УКРАЇНИ	32
1.1 Задачі прогнозування в умовах функціонування ринку електричної енергії України	32
1.2 Огляд літературних джерел та задачі дослідження.....	40
Висновки до розділу 1	57
РОЗДІЛ 2 КОРОТКОСТРОКОВЕ ПРОГНОЗУВАННЯ ДОБОВИХ ГРАФІКІВ СУМАРНОГО ЕЛЕКТРИЧНОГО НАВАНТАЖЕННЯ ЕНЕРГОСИСТЕМИ....	59
2.1 Статистичний і детермінований аналіз графіків сумарного електричного навантаження та температури повітря.....	59
2.2 Аналіз джерел інформації щодо температури повітря.....	64
2.3 Моделі відокремлення та прогнозування температурної складової навантаження.....	65
2.4 Прогнозування базової складової навантаження.....	71
2.5 Порівняльний аналіз використання методів Гільберта-Хуанга та вейвлет- перетворень для декомпозиції графіків навантаження.....	78
2.6 Модель короткострокового прогнозування графіків сумарного електричного навантаження із застосуванням попередньої декомпозиції за допомогою перетворення Гільберта-Хуанга.....	81
2.7 Застосування ШНМ для прогнозування графіків електричного навантаження.....	84
2.8 Побудова та випробування гібридної моделі.....	88
Висновки до розділу 2	95
РОЗДІЛ 3 РОЗРОБКА МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ СУМАРНИХ НЕБАЛАНСІВ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ ТА ПОСЛУГИ БАЛАНСУВАННЯ	97
3.1 Розробка моделей для прогнозування сумарних небалансів електроенергії.....	97

3.1.1 Аналіз вибірки ретроспективних даних про небаланси електроенергії.....	97
3.1.2 Застосування авторегресійних моделей для прогнозування небалансів електроенергії.....	109
3.1.3 Дослідження та розробка моделей короткострокового прогнозування небалансів електричної енергії на основі ШНМ.....	111
3.1.3.1 Порівняння моделей LSTM.....	111
3.1.3.2 Розробка моделі прогнозування із підбором оптимальних гіперпараметрів на основі моделі LSTM.....	112
3.1.3.3 Застосування ансамблів нейронних мереж LSTM для прогнозування небалансів електроенергії.....	113
3.2 Розробка моделей для прогнозування обсягу попиту Оператора системи передачі на послуги балансування у напрямках «вгору» й «вниз»....	113
3.2.1 Аналіз вибірки ретроспективних даних про обсяг попиту Оператора системи передачі на послуги балансування.....	114
3.2.2 Застосування ймовірнісних нейронних мереж для прогнозування часових рядів.....	116
3.2.3 Метрики оцінки інтервалів прогнозування.....	121
3.2.4 Генеративна змагальна мережа GAN.....	123
Висновки до розділу 3	125
РОЗДІЛ 4 ПРОГНОЗУВАННЯ НЕБАЛАНСІВ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ: ДОСЛІДЖЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ТА РОЗРОБКА ЗАСОБІВ ПРОГНОЗУВАННЯ.....	127
4.1 Аналіз результатів прогнозування сумарних небалансів електроенергії.....	127
4.1.1 Прогнозування сумарних небалансів електроенергії за допомогою методів авторегресії.....	127
4.1.2 Прогнозування сумарних небалансів електроенергії із урахуванням впливу зовнішніх факторів.....	129

4.1.3 Прогнозування сумарних небалансів електроенергії за допомогою моделей, побудованих на основі штучних нейронних мереж.....	132
4.2 Прогнозування обсягу попиту на послугу балансування.....	140
4.2.1 Дослідження моделей BNN для прогнозування обсягу попиту на послугу балансування з оцінкою інтервалів прогнозування.....	140
4.2.2 Порівняння результатів прогнозування за допомогою BNN, GAN та їх ансамблю.....	142
4.3 Розробка комп'ютерних програм на основі виконаних досліджень.....	145
4.3.1 Комп'ютерна програма «Прогнозування добових графіків сумарного електричного навантаження (fds_oel)».....	145
4.3.2 Комп'ютерна програма «Прогнозування добових графіків сумарних небалансів електроенергії (fds_oie)».....	148
4.3.3 Комп'ютерна програма «Модель розрахунку цін та тарифів на електричну енергію (дослідна модель) (IMPM)».....	149
Висновки до розділу 4	153
ВИСНОВКИ.....	155
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	159
ДОДАТОК А Список публікацій здобувачки.....	171
ДОДАТОК Б Документи, що підтверджують практичну значимість та впровадження результатів дисертаційної роботи.....	176
ДОДАТОК В Рисунки до розділу 3.....	182
ДОДАТОК Г Рисунки до розділу 4.....	202
ДОДАТОК Д Результати роботи розроблених комп'ютерних програм.....	210

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

- БЕО – Бурштиновий енергоострів;
- ВДЕ – Відновлювані джерела енергії;
- НКРЕКП – Національна комісія, що здійснює державне регулювання у сферах енергетики та комунальних послуг;
- ОЕС – об'єднана енергосистема;
- ОСП – оператор системи передачі;
- ОСР – оператор системи розподілу;
- РДД – ринок двосторонніх договорів;
- РДН – ринок «на добу наперед»;
- ШНМ – штучна нейронна мережа;
- AR (Autoregressive) – авторегресійна модель;
- ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) – авторегресійна інтегрована модель змінного середнього;
- ARIMAX (Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Inputs) – авторегресійна інтегрована модель змінної середньої з екзогенними вхідними даними;
- ARMA (Autoregressive Moving Average) – авторегресійна модель змінного середнього;
- BNN (Bayesian Neural Network) – байсова нейронна мережа;
- CNN (Convolutional Neural Network) – конволюційна нейронна мережа;
- DTW (Dynamic Time Warping) – динамічне вирівнювання часу;
- DWT (Discrete Wavelet Transform) – дискретне вейвлет-перетворення;
- FF-ANN (Feedforward Artificial Neural Network) – штучна нейронна мережа прямого зв'язку;
- GAN (Generative Adversarial Network) – генеративно-змагальна нейронна мережа;
- GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) – узагальнена авторегресійна умовна гетероскедастичність;
- LSTM (Long Short-Term Memory) – довга короткострокова пам'ять;

MAE (Mean Absolute Error) – середня абсолютна похибка;

MAPE (Mean Absolute Percentage Error) – середня абсолютна відносна похибка;

MCMC (Markov Chain Monte Carlo) – метод Монте-Карло на основі ланцюгів Маркова;

MTA (Multiple Time Aggregation) – множинна часова агрегація;

PNN (Probabilistic Neural Network) – імовірнісна нейронна мережа;

PSO (Particle Swarm Optimization) – оптимізація за допомогою рою частинок;

QRF (Quantile Regression Forests) – ліси квантильної регресії;

RMSE (Root Mean Square Error) – середньоквадратична похибка;

RNN (Recurrent Neural Network) – рекурентна нейронна мережа;

SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) – сезонна авторегресійна інтегрована модель змінного середнього;

SVM (Support Vector Machine) – векторна машина підтримки;

VARMA (Vector Autoregressive Moving-Average) – векторна авторегресія змінного середнього.

ВСТУП

Обґрунтування вибору теми дослідження.

Зміни концепції відносин на ринку електричної енергії [1] та сучасних умов функціонування об'єднаної енергетичної системи (ОЕС) України [2] обумовлює актуальність розв'язання відомих та нових задач прогнозування [3]. До таких задач зокрема відноситься прогнозування навантаження [4] та обсягів небалансів електричної енергії в ОЕС України [5] та, як наслідок, обсягів попиту на послуги балансування. Це обумовлено стрімким зростанням небалансів електроенергії в ОЕС України [6, 7], яке спостерігається внаслідок, зокрема, недостатньої точності прогнозування графіків роботи учасників ринку електричної енергії України [8, 9] та впровадження й розвитку відновлюваних джерел енергії (ВДЕ) [10, 11]. Оскільки однією зі складових сумарного небалансу електричної енергії є похибка прогнозу споживання, то при комплексному підході до врегулювання та управління небалансами, доцільним є супутня задача із підвищення точності прогнозування сумарного електричного навантаження енергосистеми. Розв'язання цих задач забезпечує підвищення економічної ефективності застосування генерувальних потужностей та мінімізацію витрат Оператора системи передачі [12] на балансуєчому ринку [13], підвищення точності планування режиму роботи енергосистеми, оптимізації дій щодо врегулювання небалансів електроенергії на балансуєчому ринку та ринку допоміжних послуг і тим самим підвищення надійності функціонування ОЕС України в цілому.

Точність прогнозування обсягу попиту на послугу балансування створює можливість ефективного розподілу ресурсів протягом доби для виробників електричної енергії, які є постачальниками послуг з балансування та допоміжних послуг, обсяг яких визначає мінімальний обсяг заявки на балансуєчому ринку, який мають подавати такі виробники.

Значний внесок в розвиток теорії короткострокового прогнозування зробили Т. Hong, W.-J. Lee, F.M Alvarez, R.B. Ronaldo серед українських

науковців в цьому напрямку відомі роботи Черненко П.О., Мартинюк О.В., Лежнюк П.Д., Мірошник В.О., Остапченко, К. Б.

Разом із цим вдосконаленню методів та моделей для багатофакторного прогнозування добових графіків електричного навантаження в сучасних умовах функціонування ОЕС України приділено недостатньо уваги наукової спільноти в Україні, а задачі прогнозування небалансів на балансуєчому ринку фактично не розв'язуються, що може бути обґрунтовано новизною цієї задачі в сучасних умовах функціонування ОЕС України. Тому ця робота спрямована на розроблення ефективних гібридних математичних моделей прогнозування споживання із застосуванням декомпозиції, які мають переваги аналітичних методів та сучасних нейронних мереж, а також розробці моделей задля досягнення задовільної точності у вирішенні задач прогнозування небалансів електричної енергії в ОЕС України.

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

Дисертаційна робота складається з теоретичних і практичних досліджень згідно з планами науково-дослідних робіт, які проводились в Інституті електродинаміки НАН України:

«Розвиток засобів комп'ютерного моделювання ЕЕС для оперативного та короткострокового прогнозування навантаження та рівня стійкості ОЕС України» (шифр: «Система-6») 2016-2020 рр.. Державний реєстраційний номер роботи 0115U005309. (виконавиця)

«Науково-технічні засади розвитку та керованості сегменту розосереджених джерел енергії в структурі генерувальних потужностей електроенергетичних систем» (шифр: «СЕГМЕНТ») 2018-2022 рр.. Державний реєстраційний номер роботи 0117U007711. (виконавиця)

«Науково-технічні засади відновлення та керованості електроенергетичної системи України в повоєнний період за синхронної роботи з енергооб'єднанням країн континентальної Європи» (ENTSO-E) (шифр: ФЕНІКС). 2023-2027 рр. Державний реєстраційний номер роботи 0123U100709. (виконавиця)

«Прогнозування сумарного небалансу електричної енергії в ОЕС України та його вплив на кінцеву вартість електричної енергії» (шифр: «НЕБАЛАНС») 2021-2022 рр. Державний реєстраційний номер роботи 0121U111848. (виконавиця)

«Забезпечення стійкості та надійності національної електроенергетики в умовах синхронної роботи ОЕС України з континентальною європейською енергетичною системою ENTSO-E» (шифр: РЕЖИМ-2). 2023-2024 рр. Державний реєстраційний номер роботи 0123U10076. (виконавиця)

«Моделі і засоби підвищення ефективності роботи гідро- та гідроакумулюючих електростанцій для балансування ОЕС України в умовах ринку електричної енергії та особливих технологічних обмежень» 2023-2024 рр. Державний реєстраційний номер роботи 0123U103734. (виконавиця)

Мета і завдання дослідження.

Мета роботи – підвищення точності короткострокового прогнозування добових графіків сумарного електричного навантаження та небалансів електроенергії в ОЕС України за рахунок удосконалення статистичних методів прогнозування та штучних нейронних мереж з урахуванням впливу зовнішніх чинників.

Для досягнення цієї мети були розв’язані такі завдання:

- проведено аналіз літературних джерел задля оцінки сучасного рівня досягнень у розв’язанні задач прогнозування в сфері електроенергетики та ринку електричної енергії;
- проведено статистичний й детермінований аналіз часових рядів сумарного електричного навантаження, сумарних небалансів електроенергії та обсягу попиту на послугу балансування задля поглиблення знань про характер зміни досліджуваних процесів;
- розроблено методи і моделі декомпозиції графіків сумарного електричного навантаження на структурні складові задля розробки комплексних моделей декомпозиції та прогнозування часових рядів сумарного електричного навантаження на основі аналітичних методів;

- розроблено та випробувано гібридну модель, яка поєднує в собі декомпозицію часових рядів та окреме прогнозування структурних складових електричного навантаження за допомогою аналітичних методів та моделі штучних нейронних мереж;
- побудовано і випробувано авторегресійні моделі задля короткострокового прогнозування сумарних небалансів електроенергії;
- створено та проведено тестування комбінованих моделей короткострокового прогнозування сумарних небалансів електроенергії, які б враховували вплив зовнішніх факторів;
- побудовано й досліджено моделі штучних нейронних мереж задля короткострокового прогнозування сумарних небалансів електроенергії;
- розроблено та підтверджено працездатність моделі короткострокового прогнозування сумарних небалансів електроенергії на основі моделі штучної нейронної мережі та проведено її вдосконалення шляхом додавання автоматичного підбору оптимальних гіперпараметрів;
- розроблено й випробувано ансамблі моделей штучних нейронних мереж задля підвищення надійності й стабільності короткострокового прогнозування сумарних небалансів електроенергії;
- досліджено альтернативні нейронні мережі та, на їх основі, розроблено моделі для прогнозування обсягу послуги балансування.

Об'єкт дослідження – сумарне навантаження та небаланси електричної енергії в ОЕС України.

Предмет дослідження – моделі та методи для короткострокового прогнозування сумарних небалансів та електричного навантаження в ОЕС України.

Методи дослідження. Для вирішення поставлених в роботі завдань використано: методи аналізу часових рядів, методи математичної статистики, регресійні та авторегресійні методи моделювання та прогнозування часових рядів, комп'ютерне моделювання, як метод дослідження, методи машинного

навчання. Дослідні програми розроблені в середовищі Visual Studio 2017 мовою програмування C++ та в середовищі PyCharm 2021.3.1 мовою програмування Python.

Наукова новизна отриманих результатів

1. Запропоновано спосіб визначення меж «зони нечутливості» електричного навантаження до температури повітря довкілля на основі застосування перетворення Гільберта-Хуанга для декомпозиції відповідних часових рядів, що зумовило збільшення коефіцієнта кореляції між температурною складовою електричного навантаження та температурою повітря і, відповідно, призвело до підвищення надійності виділення температурної складової електричного навантаження.

2. Розроблено гібридну модель для короткострокового прогнозування електричного навантаження, в якій для прогнозування базової складової використано рекурентну штучну нейронну мережу (ШНМ) LSTM, а для складової, що відображає вплив температури повітря на навантаження, використано поліноміальні регресійні залежності для кожного годинного профілю, що у порівнянні з досліджуваними моделями підвищило точність короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження в середньому на 25%.

3. Розроблено модель короткострокового прогнозування обсягів позитивних (профіцит) та негативних (дефіцит) небалансів електричної енергії в ОЕС України на нейромережевому базисі, у вигляді трьох ШНМ LSTM з різними довжинами вікна та кількістю нейронів прихованого шару. Для прогнозування часового ряду позитивних небалансів ШНМ об'єднано в ансамбль. Використання розроблених моделей забезпечує зменшення похибки прогнозу небалансів електричної енергії у порівнянні з методами прогнозування на основі авторегресійних моделей в середньому на 22% для позитивних небалансів електроенергії та на 81% – для негативних.

4. Розроблено новий метод однофакторного короткострокового прогнозування обсягу попиту на послугу балансування на основі байєсової

ШНМ, яка крім найімовірнішого значення обсягу попиту на послугу балансування також дає змогу оцінювати із заданою наперед ймовірністю максимальні відхилення обсягу попиту від прогнозованого значення. На відміну від інших методів оцінювання таких максимальних відхилень, байєсова ШНМ враховує наявність «шуму» в даних, що забезпечує точнішу оцінку максимальних відхилень обсягу попиту від прогнозованого значення.

Практичне значення отриманих результатів

Розроблена модель короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження дала змогу забезпечити адекватне відокремлення температурної складової навантаження, що забезпечило підвищення точності прогнозування сумарного електричного навантаження в цілому. Розроблена модель для прогнозування сумарних небалансів електроенергії на нейромережевому базисі у вигляді трьох ШНМ LSTM з різними довжинами вікна та кількістю нейронів прихованого шару дає змогу зменшити похибку прогнозування втричі у порівнянні із моделями з ручним налаштуванням. Завдяки розробленій моделі короткострокового прогнозування добових графіків обсягу попиту на послугу балансування на основі ймовірнісних ШНМ, забезпечено підвищення точності результатів прогнозування обсягу попиту на послугу балансування.

За результатами виконаних досліджень розроблено засоби прогнозування добових графіків сумарного електричного навантаження у вигляді комп'ютерної програми, яка завдяки автоматичному вибору методу прогнозування на основі заданих параметрів (обсягу передісторії, врахування зовнішніх факторів) та результатів попереднього статистичного аналізу, дає змогу здійснювати однофакторне та багатфакторне, безпосереднє та ієрархічне короткострокове прогнозування навантаження енергосистеми різного рівня ієрархії. Авторське свідоцтво №125814 від 18.04.2024 наведено в Додатку Б.

Розроблено комп'ютерну програму, яка містить авторегресійні моделі, моделі наївного прогнозування та моделі на основі ШНМ для короткострокового прогнозування добових графіків сумарних небалансів

електроенергії. Авторське свідоцтво №125178 від 29.03.2023 наведено в Додатку Б.

Розроблено комп'ютерну програму «Модель розрахунку цін та тарифів на електричну енергію», яка призначена для розрахунку цін та тарифів на електроенергію залежно від типу закупівлі електроенергії та дозволяє здійснювати порівняння різних стратегій участі на ринку. На цю програму отримано авторське свідоцтво №115250 від 13.10.22 та акт впровадження в дослідну експлуатацію наведені в Додатку Б.

Матеріали дисертаційної роботи використано для підготовки методично-навчальних матеріалів, призначених для проведення лекційних та практичних занять з дисципліни «Системи ринків електричної енергії» в процесі підготовки магістрів зі спеціальності 141 «Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка» в Навчально-науковому інституті енергозбереження та енергоменеджменту Національного технічного університету України "Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського".

В межах виконання роботи опрацьовано та здійснено підготовку до прийняття як національного міжнародного стандарту IEC 62325-451-7:2021 Framework for energy market communications – Part 451-7: Balancing processes, contextual and assembly models for European style market (Інфраструктура комунікацій на енергетичному ринку. Частина 451-7: Врегулювання небалансів, контекстна та збірна моделі для Європейського ринку).

Складові роботи отримані внаслідок участі здобувачки у виконанні науково-дослідних робіт Інституту електродинаміки НАН України.

За результатами роботи було впроваджено в дослідну експлуатацію в ТОВ «НОВІ ЕНЕРГЕТИЧНІ ПРОЕКТИ» комп'ютерну програму «Модель розрахунку вартості електричної енергії споживачами». Довідки щодо впровадження цих робіт наведено в Додатку Б.

Особистий внесок здобувачки

Безпосередньо авторкою здійснено:

- застосування перетворень Гільберта-Хуанга для декомпозиції часових рядів передісторії добових графіків електричного навантаження задля визначення меж «зони нечутливості» електричного навантаження до температури;
- розробка і програмна реалізація комплексної моделі із застосуванням методу декомпозиції на основі перетворень Гільберта-Хуанга та методу канонічного розкладання випадкових процесів;
- побудова гібридної моделі прогнозування добових графіків електричного навантаження із попередньою декомпозицією часових рядів годинних профілів даних передісторії про сумарне електричне навантаження та прогнозуванням базової складової із використанням ШНМ LSTM, складової, що відображає вплив температури повітря на навантаження, за допомогою поліноміальної регресійної залежності;
- порівняльний аналіз результатів прогнозування сумарних небалансів електроенергії за допомогою авторегресійних моделей та моделей на основі ШНМ;
- розробка архітектури й програмна реалізація моделі для прогнозування добових графіків сумарних небалансів електричної енергії на основі ШНМ LSTM із різними довжинами вікна та кількістю нейронів прихованого шару;
- випробування ансамблів ШНМ для підвищення надійності прогнозування сумарних небалансів електроенергії;
- налагодження моделі на основі байєсової ШНМ для прогнозування обсягу послуги балансування;
- програмна реалізація застосунків «Модель розрахунку цін та тарифів на електричну енергію», «Прогнозування добових графіків сумарних небалансів електричної енергії», «Прогнозування добових графіків сумарного електричного навантаження».

Наукові роботи опубліковані у співавторстві з Бліновим І.В., Черненком П.О., Мірошником В.О., Шиманюком П.В., Лоскутовим С.С.

Співавторами наукових праць є наукові керівники та науковці, спільно з якими проведені дослідження. У наукових працях, опублікованих у співавторстві, дисертантці належить фактичний матеріал і основний творчий доробок.

Співавторами наукових праць дисертантки захищені такі дисертації:

Мірошник В.О. «Короткострокове прогнозування електричного навантаження енергосистем з використанням штучних нейронних мереж глибокого навчання», Київ, 2021. 164с.

Шиманюк П.В. «Короткострокове прогнозування вузлових електричних навантажень в розподільних мережах», Київ, 2023. 160с.

Постановка мети та завдань, обговорення результатів проведені разом з науковим керівником.

Апробація результатів дисертації

Основні положення роботи викладено та обговорено на науково-практичних конференціях різного рівня: «Всеукраїнський конкурс студентських наукових робіт з галузі «Енергетика»» (Маріуполь, 25-26 березня 2020); «XV Міжнародна конференція Контроль і управління в складних системах (КУСС-2020)» (Вінниця, 8-10 жовтня 2020); «XXXIX Науково-технічна конференція молодих вчених інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.С. Пухова НАН України» (Київ, 12 травня 2021); «I науково-технічна конференція молодих вчених та спеціалістів Інституту електродинаміки Національної академії наук України» (Київ, 2021); «Results of modern scientific research and development. Proceedings of the 9th International scientific and practical conference» (Madrid, Spain, 2021); «XVII Науково-технічна конференція «Проблеми сучасної енергетики»» (Київ, 2022); «IEEE 8th International Conference on Energy Smart Systems (ESS-2022)» (Київ, 2022); «XLI Науково-технічна конференція молодих вчених та спеціалістів інституту

проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України» (Київ, 2023); «4th International conference on sustainable futures: environmental, technological, social and economic matters (ICSF-2023)» (Київ, 2023); «Енергетика України: відновлення та модернізація – 2023» (Київ, 2023); «XLII Науково-технічна конференція молодих вчених та спеціалістів інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України» (Київ, 2024); «5th International conference on sustainable futures: environmental, technological, social and economic matters» (Кривий Ріг, 2024).

Основні положення дисертаційної роботи і результати досліджень доповідались та обговорювались на: наукових семінарах відділу моделювання електроенергетичних об'єктів та систем Інституту електродинаміки НАН України.

Обсяг і структура дисертації

Дисертаційна робота виконана на 213 сторінках машинописного тексту, складається зі вступу, 4 розділів, загальних висновків, списку використаних джерел та додатків. Обсяг основного тексту дисертації становить 158 сторінок друкованого тексту. Робота ілюстрована 28 таблицями (34 з додатками), 34 (81 з додатками) рисунками. Список використаних джерел містить 109 найменувань, з них 42 кирилицею та 67 латиницею.

РОЗДІЛ 1

ЗАДАЧІ ПРОГНОЗУВАННЯ В ОЕС УКРАЇНИ

1.1 Задачі прогнозування в умовах функціонування ринку електричної енергії України

Від 2019 року в Україні функціонує нова модель ринку електроенергії, що базується на принципах прозорості, конкурентоспроможності та вільного доступу виробників, постачальників та непобутових споживачів до інформації щодо цін на електричну енергію.

Ринок електричної енергії – система відносин, що виникають між учасниками ринку під час здійснення купівлі/продажу електричної енергії та/або допоміжних послуг, передачі та розподілу, постачання електричної енергії споживачам [1].

Учасниками нового ринку електричної енергії є виробник, електропостачальник, трейдер, оператор системи передачі (ОСП), оператор системи розподілу (ОСР), оператор ринку, гарантований покупець, оператор установки зберігання енергії та споживач, які провадять свою діяльність на ринку електричної енергії у порядку, передбаченому нормативно-правовими актами, що регулюють впровадження Закону, зокрема:

- Правила ринку (Постанова НКРЕКП від 14.03.2018 № 307) [14]
- Правила ринку «на добу наперед» та внутрішньодобового ринку (Постанова НКРЕКП від 14.03.2018 №308) [15].
- Кодекс системи передачі (Постанова НКРЕКП від 14.03.2018 № 309) [16].
- Кодекс систем розподілу (Постанова НКРЕКП від 14.03.2018 № 310) [17].
- Кодекс комерційного обліку електричної енергії (Постанова НКРЕКП від 14.03.2018 № 311) [18].
- Правила роздрібного ринку електричної енергії (Постанова НКРЕКП від 14.03.2018 № 312) [19].

Схема взаємодії учасників нової моделі ринку електроенергії України зображена на рис. 1.

Завданням нової моделі ринку електроенергії в Україні є вдосконалення та оптимізація динаміки ринку. В порівнянні з попередньою моделлю «єдиного покупця», вона демонструє низку відмінностей, які спрямовані на вирішення проблем та підвищення конкурентоспроможності електроенергетичної системи: можливості укладання прямих договорів між учасниками ринку, що розвиває конкурентне середовище, перехід до децентралізованої системи складання та подання графіків, впровадження балансуючого ринку, що ставиться на протипагу економічній диспетчеризації тощо.



Рис. 1.1 Основні сегменти та учасники ринку електроенергії України

Балансуючий ринок електроенергії представляє собою систему взаємин між системним оператором та учасниками ринку, яка працює в режимі, наближеному до реального часу. Його метою є забезпечення балансу між обсягами споживання та виробництва електроенергії, а також фізичне та фінансове урегулювання небалансів електричної енергії.

Балансуючий ринок є фундаментальною особливістю нової моделі ринку, його характерними функціями є:

- операції в часі близькому до реального, що дозволяє учасникам ринку коригувати свої плани виробництва або споживання електроенергії в залежності від актуальних умов;
- врегулювання небалансів відповідно до обмежень системи на

виробництво, передачу та розподіл електроенергії, що є важливим для забезпечення стабільності системи та уникнення перебоїв у постачанні;

- контроль балансу між виробництвом та споживанням електроенергії з урахуванням уточненого короткострокового прогнозу попиту у сегменті балансуючого ринку;

- фінансове регулювання небалансів.

Важливою задачею, що вирішується за результатами роботи БР, є задача врегулювання небалансів електричної енергії за рахунок їх покриття постачальниками послуг з балансування. За результатами роботи БР ґрунтуючись даних адміністратора комерційного обліку та оператора системи передачі та адміністратор розрахунків здійснює обчислення платежів ОСП та постачальників послуг з балансування за електричну енергію, ціни небалансів електричної енергії, а також значення обсягів небалансів електроенергії для кожного з учасників ринку й відповідно – їх вартість. Виставлення рахунків здійснюється у порядку, визначеному правилами ринку [1].

Бізнес-процес балансування містить п'ять окремих і послідовних етапів: етап номінації, етап аукціону, етап акцептування, етап активації та етап після акцептування. Ці етапи відбуваються до періоду постачання балансувальної електричної енергії постачальником послуг балансування (ППБ). Протягом цього періоду постачання оператор РЧП (в Україні – оператор балансуючого ринку та ринку допоміжних послуг) здійснює управління енергосистемою в режимі реального часу, дотримуючись обмежень операційної безпеки.

Вирішення задачі прогнозування небалансів електричної енергії та обсягу попиту на послугу балансування необхідне для першого етапу «номінації» – поданні заявок на купівлю/продаж послуг з балансування.

Етап номінації охоплює період між Часом «відкриття воріт» ППБ та Часом «закриття воріт» ППБ. Протягом цього етапу кожен Оператор РЧП збирає та перевіряє всі пропозиції на балансуєчу електричну енергію, які надаються Постачальниками послуг з балансування. Оператор РЧП також повинен розрахувати потреби у балансуванні своєї області РЧП [20].

Розрізняють позитивні (профіцит) та негативні (дефіцит) небаланси електричної енергії. При допущенні позитивного небалансу електроенергії, сторона, відповідальна за нього, мусить умовно продати його за ціною балансуючого ринку при розвантаженні. У випадку виникнення негативного небалансу, сторона, відповідальна за нього, мусить докупити цей додатковий обсяг електроенергії за ціною балансуючого ринку на завантаженні. Продаж надлишкового та купівля додаткового обсягу електроенергії здійснюється за ціною РДН та стягується штраф за цей обсяг у розмірі рівному різниці цін БР і РДН.

Отже, балансуючий ринок електроенергії став важливою особливістю нової моделі ринку електроенергії в Україні після реформи, відіграючи вагомую роль у забезпеченні стабільності та ефективності електроенергетичної системи.

Поруч із тим, впровадження нової моделі спричинило появу чималої кількості нових задач, поміж яких задачі прогнозування в енергетичній системі, що обумовлені необхідністю ефективного управління певними аспектами, які визначають стабільність та оптимальну функціональність електроенергетичного сектору, а саме:

1. Прогнозування електричного навантаження енергосистеми, як оцінка потреб споживачів та прогнозування змін у споживчому попиті в залежності від економічного зростання, технологічних та соціокультурних трендів тощо.

2. Прогнозування небалансів електроенергії. Вирішення цієї задачі дозволяє раціонально обирати постачальників послуг з балансування для потреб електроенергетичної системи та уникати потенційних проблем, пов'язаних з непередбаченими змінами в енергетичному споживанні.

3. Прогнозування обсягу попиту на послугу балансування має велике значення для оптимізації роботи енергетичної системи. Це дозволяє операторам системи передачі ефективно розподіляти ресурси та забезпечувати стабільність енергопостачання. Зокрема виробники електричної енергії, що є постачальниками послуг з балансування та допоміжних послуг, користуючись точними прогнозами для покращення своєї ефективності та оптимізації роботи

гідроелектростанцій, матимуть змогу зменшити витрати на управління ресурсами та підвищити надійність енергопостачання.

4. Прогнозування відпуску електроенергії, зокрема і з ВДЕ [21, 22]. Із збільшенням частки ВДЕ в загальному балансі енергосистеми України, ця задача має вагоме значення у забезпеченні стабільності та ефективності енергетичної системи. Її якісне вирішення сприяє оптимізації роботи електростанцій із ВДЕ та плануванню роботи інших джерел енергії.

5. Оптимізація використання ресурсів на основі прогнозів відпуску та споживання електричної енергії. Визначення оптимального співвідношення між виробництвом електроенергії з різних джерел надає можливість ефективного розподілу ресурсів та мінімізації впливу на навколишнє середовище.

6. Прогнозування цін на електроенергію [23]: аналіз факторів, що впливають на ціни електроенергії, і прогнозування їхніх коливань стає важливою задачею для ринкових учасників. Врахування попиту та пропозиції, а також інших економічних та ринкових факторів, є першочерговим для управління фінансовими ризиками та планування інвестицій.

7. Моделювання ринкових трендів: вивчення і врахування ринкових та технологічних трендів, таких як впровадження установок зберігання енергії [24], розвиток "розумних" мереж [25] та інші інновації.

8. Управління ризиками: аналіз потенційних ризиків, пов'язаних із змінами в регулюванні, ціновою конкуренцією, технічними проблемами тощо.

Розв'язання цих задач потребує використання різноманітних методів та моделей прогнозування, включно із, але необмежено економетрикою, машинним навчанням, аналізом часових рядів та іншими науковими підходами. Ефективне вирішення цих завдань є шляхом до забезпечення стійкої та продуктивної роботи енергетичної системи в умовах сучасного ринку.

Ця робота обмежена пошуком шляхів розв'язку перших трьох взаємопов'язаних задач: прогнозування графіків сумарного електричного навантаження енергосистеми, прогнозування сумарних небалансів ОЕС України та прогнозування обсягу попиту на послугу балансування.

Прогнозування попиту на електроенергію є основним елементом для ефективного управління енергетичною системою та розробки стратегій для забезпечення сталого та надійного постачання електроенергії. Це завдання має кілька важливих аспектів та обґрунтованих причин:

- ресурсне планування та оптимізація виробництва. Прогнозуючи попит, енергетичні компанії можуть оптимізувати роботу електростанцій та забезпечити достатню кількість енергії відповідно до потреб ринку. Ефективне розподілення ресурсів, таких як паливо та обслуговування, також стає можливим завдяки точним прогнозам попиту.

- забезпечення стабільності мережі, що важливо для попередження аварій та збільшення надійності системи. Забезпечення достатніх потужностей для зустрічі пікових навантажень допомагає уникнути відключень електроенергії в періоди підвищеного попиту.

- економічна ефективність та мінімізація витрат. Точні прогнози попиту на електроенергію дозволяють компаніям мінімізувати витрати на забезпечення необхідних резервів та уникати надмірного виробництва в періоди низького попиту;

- вплив на довкілля. Ефективне прогнозування споживання дозволяє уникнути надмірного виробництва, що може справляти негативний вплив на довкілля.

Загальною метою прогнозування попиту на електроенергію є створення ефективної та стійкої енергетичної системи, яка враховує різноманітні фактори та вимоги сучасного ринку. Це є важливою складовою для забезпечення сталого розвитку енергетичного сектору та задоволення потреб суспільства.

Процес побудови моделі для прогнозування електроспоживання може містити аналіз різноманітних факторів, які впливають на нього, наприклад:

- демографічні та соціокультурні чинники, зростання населення, що призводить до зростання попиту на житло та послуги, що включають в себе споживання електроенергії;

- технологічні зміни, розповсюдження нових технологій, таких як

електричні автомобілі та розумні побутові пристрої;

- розвиток промисловості, зміни у виробничих процесах та обсягах виробництва впливають на потребу в електроенергії;

- заходи з підвищення енергоефективності впливають на загальний обсяг споживання електроенергії у житловому та комерційному секторі;

- політичні та регуляторні зміни, такі як стратегії енергоефективності та заохочення до них;

- кліматичні умови та сезонні варіації, серед них – зміни температури повітря докільля мають значний вплив на попит на опалення або кондиціонування, що в свою чергу впливає на загальний попит на електроенергію; режим сонячної активності та рівень хмарності визначають ймовірність потреби у додатковому освітленні; значні опади чи вітер можуть стати причиною аварій на лініях електропередач та тимчасових павз у електропостачанні;

- маркери часу, такі як година доби, день та тип тижня, місяць тощо.

Останні два фактори стосуються короткострокового прогнозування (від 1 до 7 діб), яке є предметом дослідження в цій роботі. Інші наведені чинники є більш важливими для довгострокового прогнозування і не розглядаються в межах поставлених в роботі задач.

Зважаючи на неспростовну наявність похибки прогнозування електричного навантаження, побічним явищем є виникнення небалансів електроенергії в системі. Сумарний небаланс електричної енергії є комплексом таких складових: похибки прогнозу споживання електричної енергії, похибки прогнозу обсягів генерації ВДЕ, різниці між фактичним відпуском постачальників послуг з балансування та диспетчерською командою, відключень електропостачання, спричинених аварійними ситуаціями в енергосистемі.

Небаланси електроенергії можуть бути позитивними (профіцит), негативними (дефіцит) та сумарними (сума позитивних і негативних за модулем).

Точне прогнозування небалансів електричної енергії є критично важливим завданням. Прогнозування небалансів електроенергії має безпосередній вплив на ефективність та надійність електричних систем, економічні питання, забезпечення безперебійного електроживлення та споживчу якість електроенергії. Важливо мати можливість передбачати ці небаланси заздалегідь, щоб ефективно управляти виробництвом, передачею і споживанням енергії.

Наявність попередньої інформації про небаланси електричної енергії забезпечує такі можливості:

- підвищення точності формування режиму роботи енергосистеми;
- оптимізація дій задля врегулювання небалансів електричної енергії на балансуєчому ринку та ринку допоміжних послуг;
- для учасників ринку, також і електропостачальних компаній – уточнення стратегії своєї участі в різних сегментах ринку задля зниження вартості електричної енергії;
- для електропостачальних компаній – ефективніше розподіляти ресурси на покриття компенсування на небаланс, що в результаті дозволить підвищити їхню конкурентоспроможність завдяки зменшенню вартості електричної енергії для споживачів.

Отже, максимально точні прогнози небалансів дозволяють всім учасникам ринку ефективніше планувати свою діяльність, зменшувати витрати та сприяти стабільності й надійності функціонування енергосистеми в цілому.

Також, прогнозування обсягу попиту на послугу балансування є важливим елементом управління електроенергетичною системою і має значну користь для учасників ринку електроенергії, включно з виробниками та державними операторами системи передачі електроенергії в Україні. Позитивні аспекти точного прогнозування матимуть такий вплив:

- оптимізація виробництва та споживання: прогнозування попиту на послугу балансування дозволяє ОСП та постачальникам електроенергії планувати та оптимізувати виробництво. Це дозволяє уникнути дефіциту або

профіциту енергії, що може призвести до збитків для всіх учасників ринку;

- забезпечення стабільності електроенергетичної системи: прогнозування попиту допомагає забезпечити стабільність та надійність роботи електроенергетичної системи. Це особливо важливо в умовах зростаючого використання відновлюваних джерел енергії та високої варіабельності попиту;

- економія ресурсів: ефективне прогнозування попиту дозволяє уникнути зайвого виробництва та зменшити витрати на закупівлю електроенергії на міжнародних ринках. Це може призвести до зниження витрат на електроенергію для кінцевих споживачів.

- максимізація використання ресурсів: для виробників електричної енергії [26-27] прогнозування попиту на послугу балансування дозволяє підвищити ефективність побудови стратегій участі в різних сегментах ринку.

1.2 Огляд літературних джерел та задачі дослідження

Розв'язанню окреслених задач присвячений значний доробок світової наукової спільноти. Стосовно прогнозування сумарного електричного навантаження, авторами запропоновано чимало методів (класичних й новітніх) та підходів для підвищення його точності.

Слід відзначити, що аналітичні методи прогнозування, включно з регресійними та авторегресійними моделями, залишаються актуальними в сучасній науковій практиці, переважно як складові гібридних моделей. Наприклад, у дослідженні [28] автори використали метод авторегресії змінного середнього ARMA для прогнозування лінійної складової навантаження, а також застосували метод опорно-векторних машин (SVM) для прогнозування нелінійної складової навантаження.

У роботі [29] описано гібридний метод довгострокового прогнозування, що базується на інтелектуальному аналізі даних та часових рядах. Початково, використовується алгоритм прогнозування, який використовує метод опорної векторної регресії (SVR). Параметри SVR та розмірність вхідних зразків оптимізуються за допомогою методу оптимізації роєм частинок (PSO). Для

подальшого зменшення помилки прогнозування, використовується гібридний метод, який прогнозує довгострокове річне пікове навантаження та загальний попит на електроенергію. Цей гібридний метод об'єднує авторегресійно-інтегровану ковзну середню (ARIMA), штучну нейронну мережу та запропоновану методику опорної векторної регресії. Параметри ARIMA визначаються на основі автокореляції та часткової автокореляції вихідного та різницевого часових рядів. Гібридний метод приймає рішення про пріоритет кожного методу прогнозування залежно від отриманої помилки за допомогою наявних даних. Зазначений метод застосовується для прогнозування річного пікового навантаження та загального попиту на електроенергію в системі Ірану.

У чималій кількості наукових публікацій, присвячених аналітичним методам прогнозування електричного навантаження, використовуються методи декомпозиції часових рядів. Важливою особливістю цього підходу є можливість виокремлення основних компонентів часового ряду, що сприяє підвищенню точності прогнозування. Декомпозиція дозволяє аналізувати, моделювати та прогнозувати кожен аспект часового ряду окремо, що сприяє глибокому розумінню його поведінки та внутрішніх залежностей. Існує низка методів декомпозиції часових рядів, серед яких найпоширенішими є метод рухомих середніх, розклад на сезонні компоненти, аналіз гармонік (часто за допомогою розкладу Фур'є), вейвлет-перетворення, аналіз головних компонент тощо. Наприклад, у дослідженнях [30, 31] використовувалися ряди Фур'є для аналізу та прогнозування електричного навантаження.

У роботі [30] описано метод, що ґрунтується на зворотному зв'язку, де погодинний прогноз розкладається у ряд Фур'є та оновлюється шляхом використання помилки на поточну годину для прогнозування наступної години. Досягнуті значення середньої абсолютної відсоткової похибки (MAPE): 0,87% на годину вперед, 2,9% на добу наперед і 3,54% на рік вперед. Додатково вказано, що модель авторегресії (AR) також використовується для прогнозування за допомогою розкладання у ряд Фур'є з метою підвищення точності результатів.

У дослідженні [31] був використаний адаптивний розклад Фур'є для попередньої декомпозиції часового ряду електричного навантаження та фільтрації шумів. Наступними кроками були методи сезонного коригування та оптимізація параметрів за допомогою оптимізації з використанням алгоритму "moth-flame" (MFO). Прогнозування виконано за допомогою методу опорних векторів. Після успішного тестування моделі за даними ринку Австралії, автори приходять до висновку, що вона може забезпечити кращу концепцію моделювання для прогнозування попиту на електроенергію на різних горизонтах прогнозування.

У роботі [32] була запропонована просторова модель Дарбіна (SMD), яка досить рідко зустрічається, для прогнозування попиту на електроенергію на ринку Бразилії. Ця модель дозволяє враховувати просторові та часові взаємозв'язки у аналізі динаміки явищ, що дозволяє отримувати більш комплексні та точні результати порівняно з традиційними моделями.

Популярним є підхід, який полягає у комбінуванні вейвлет-перетворень з моделями штучних нейронних мереж. До прикладу, у дослідженні [33] використовується метод, що об'єднує дискретне вейвлет-перетворення і нейро-нечітку мережу. Спостережувані добові часові ряди розкладаються за допомогою дискретного вейвлет-перетворення, а потім відповідні ортогональні складові використовуються як вхідні дані для нейро-нечіткої моделі з метою прогнозування.

У роботі [34] був запропонований метод, який комбінує вейвлет-перетворення з нейронною мережею LSTM. Цей метод включає три модулі: вейвлет-перетворення, яке використовується для усунення коливань навантаження електроенергії та часових рядів цін; вибір ознак на основі ентропії та взаємної інформації, що допомагає усунути надлишкові вхідні дані відповідно до їхньої інформаційної цінності; алгоритм навчання, який складається з алгоритму глибинного навчання LSTM, що сприяє підвищенню точності прогнозів. Ефективність запропонованого методу успішно перевірена на даних про навантаження та ціни ринків електроенергії в Пенсільванії-Нью-

Джерсі-Меріленді та Іспанії.

Схоже дослідження здійснено в статті [35], де розроблений трирівневий гібридний ансамблевий метод короткострокового прогнозування навантаження, який складається з наступних компонентів: дискретне вейвлет-перетворення (DWT), використане для декомпозиції даних; оптимізація PSO (метод оптимізації роєм частинок), яка використовується для отримання необхідних оптимальних регульованих параметрів; нейронна мережа радіальної базисної функції (RBFNN), яка використовується для прогнозування. Автори порівнювали результати прогнозування з результатами інших моделей і відзначили високу перспективність розробленої моделі.

Як вже зазначено вище, досвід дослідників підтверджує ефективність застосування декомпозиції до часових рядів перед проведенням прогнозування. Крім того, застосування операцій кластеризації та класифікації є не менш обґрунтованими підходами у сфері аналізу часових рядів. Кластеризація дозволяє об'єднати схожі за характеристиками частини часового ряду в групи або кластери, спрощуючи подальший аналіз та моделювання. Цей підхід особливо ефективний в умовах, коли часові ряди мають складну структуру. Мета класифікації полягає в присвоєнні часових рядів до певних класів чи категорій на основі їхніх характеристик. Що важливо, обидва процеси можуть стати в пригоді для розпізнавання аномалій.

У роботі [36] було демонстровано, що багат шарові нейронні мережі прямої подачі володіють рядом властивостей, які роблять їх придатними для розв'язання складних задач класифікації. Використано генетичний алгоритм для навчання цих мереж. Генетичні алгоритми належать до класу інтелектуальних оптимізаційних процедур, які ефективно працюють у великих і складних просторах, мінімізуючи функціонал відповідно до заданих критеріїв. Таким чином, вони є ефективним інструментом для навчання багат шарових нейронних мереж. У роботі було проведено численні експерименти на реальних даних, які підтвердили покращення якості моделей при використанні генетичного алгоритму в поєднанні з алгоритмом зворотного поширення. Ці

експерименти свідчать про значний внесок генетичного алгоритму у покращення ефективності навчання багатослових нейронних мереж та їх здатність до класифікації в умовах високої складності.

У статті [37] був запропонований інтегрований підхід, який комбінує оптимізацію рою частинок з кластерним аналізом для здійснення короткострокового прогнозування навантаження. Автор використовував алгоритм рою частинок для створення моделі прогнозування на годинній основі для кожного дня. Для кластеризації була використана нейронна мережа Ельмана. Важливо відзначити, що цей метод має високу здатність розв'язувати нелінійні задачі та використовує інтелектуальний еволюційний метод обчислення. Результати моделювання добового та тижневого навантаження в реальному режимі прогнозування показали, що запропонована модель ефективно підвищує точність короткострокового прогнозування навантаження енергосистеми.

Очевидним методом прогнозування, що доповнює метод кластеризації, є метод пошуку шаблону послідовності. У роботі [38] використовувалася техніка кластеризації К-засобів для створення різних кластерних моделей навантаження, після чого із набору даних була витягнута послідовність індексів як шаблон для пошуку та прогнозування навантаження наступного дня. Для прогнозування навантаження наступного дня вибирається вікно послідовності індексів до дня прогнозу. За допомогою цього вікна виконується пошук аналогічної послідовності індексів у наборі даних. Нарешті, навантаження цільового дня можна передбачити, усереднюючи навантаження наступного дня для виявлених послідовностей.

Методи, ґрунтовані на принципах подібності, є узагальненими підходами до машинного навчання та розпізнавання образів. У контексті прогнозування навантаження енергетичних систем ці методи використовуються для пошуку аналогічних моделей попиту в наборі даних та прогнозування майбутнього навантаження за допомогою інтерполяції чи зважування [39]. Існують різні стратегії пошуку подібних профілів навантаження; у найпростіших випадках це

може бути досягнуто за допомогою призначення показника подібності, такого як тип дня у календарі або метеорологічні умови. Таким чином, аналогічні зразки визначаються через пошук між днями із схожими показниками.

Наприклад, у роботі [40] була розроблена модель прогнозування на основі подібності, використовуючи схожість між сезонними моделями часового ряду. Простір пошуку був обмежений найближчим сусідом дня прогнозу, а також найближчим сусідом того ж календарного дня попереднього року. На третьому етапі була побудована регресійна модель на основі даних про навантаження, витягнутих із серії послідовностей. В кінцевому результаті навантаження наступного дня в початковому часовому ряду прогнозувалося шляхом декодування остаточної моделі.

Окрім календарного індексу як показника подібності, можна розглядати інші характеристики, такі як схожість за погодою. Наприклад, у роботі [41] був запропонований метод вибору аналогічного дня на основі схожості погоди прогнозного дня. У цьому методі, розробленому для прогнозування навантаження на короткочасний період (два робочих дні без урахування вихідних) з погодинною дискретністю. Пошук подібних днів обмежувався днями з тими ж робочими днями та показниками погоди. Дні з аналогічними погодними умовами були обрані на основі процесу мінімізації, тоді як метеорологічний стан визначався напрямком вітру, температурою, вологістю, швидкістю вітру та зміною хмарності. Крім того, той самий індекс був призначений для деяких робочих днів із подібною схемою навантаження. Дослідження також показало, що покладання лише на дані подібних днів без встановлення початкового статусу факторів призводить до неточного прогнозного результату.

Динамічне викривлення часу (DTW) являє собою метод вимірювання подібності для часових рядів з аналогічними, але не точно синхронізованими значеннями у різний час. Використання методу DTW може призвести до виявлення кількох подібних шаблонів профілів навантаження в наборі даних. У дослідженні [42] зазначено, що застосування методу DTW призвело до

зменшення кількості груп для подібних профілів на 50%.

Проте, серед усіх методів прогнозування часових рядів, зокрема електричного навантаження, найбільш поширеними є нейронні мережі. Їх популярність пояснюється їхньою універсальністю та здатністю виявляти складні залежності в даних. Нейронні мережі ефективно враховують нелінійність та взаємозв'язки між різними часовими точками. Вони адаптуються до різноманітних структур даних та автоматично визначають важливі ознаки для прогнозування майбутніх значень.

Їхній успіх також обумовлений можливістю використання глибинних нейронних мереж, які мають багато шарів і вміють автоматично вивчати ієрархічні абстракції в даних. Це особливо корисно при аналізі складних часових рядів з багатьма взаємопов'язаними факторами впливу.

У дослідженні [43] запропоновано застосування рекурентної нейронної мережі Ельмана для прогнозування електричного навантаження в енергосистемі Туреччини на один день вперед. Цей метод використовує гібридне навчання, яке комбінує офлайн навчання з навчанням в режимі реального часу онлайн. Головною особливістю цього методу є можливість адаптації ваг з урахуванням змінних умов. Прогнозування здійснюється окремо для різних типів графіків навантаження, таких як робочі дні, вихідні та святкові дні. Результати розробленої моделі порівнюються з результатами прогнозування моделі ARIMA, і виявлено, що для кожного класу доби запропонована модель демонструє значно кращу точність прогнозування, перевершуючи ARIMA приблизно вдвічі.

У дослідженні [44] висвітлено проблему відсутності системної методології для оптимального проектування та навчання штучних нейронних мереж. У цій роботі описано процес розробки тришарової нейронної мережі прямої подачі для короткострокового прогнозування навантаження, а також представлено евристичний алгоритм пошуку для проектування оптимальної структури мережі. Для розробки оптимальної структури використовується оптимізація PSO, яка допомагає побудувати ефективну мережу для задачі

прогнозування електричного навантаження на один день вперед. Експериментальні результати показують, що метод рою частинок може значно підвищити швидкість навчання мережі і поліпшити точність прогнозування порівняно з традиційним методом зворотного поширення.

Задля вирішення питання отримання найточніших результатів прогнозування електричного навантаження, автори в [45] комбінуючи методи екстремальних градієнтів (XGBoost) та дерева рішень (DT), запропонували гібридний селектор функцій, щоб мінімізувати надмірність функції. Крім того, була використана методика рекурсивного усунення функцій (RFE) для скорочення розмірів та покращення вибору функцій. Для прогнозування електричного навантаження була застосована методика опорних векторів (SVM), яка була налаштована на три суперпараметри: параметр ядра, штрафна вартість та параметр функції втрати стимулу. Запропонована модель була протестована на тижневих та місячних прогнозних експериментах. Ефективність прогнозування оцінювалася за допомогою метрик RMSE (середньоквадратичне відхилення помилки) та MAPE (середня відносна абсолютна помилка), значення яких становили відповідно 1,682 та 12,364. Результати моделювання продемонстрували 98% точності у прогнозуванні навантаження.

У роботі [46] впроваджено методику глибинного навчання (DL) для точного прогнозування електричного навантаження. Для цього автори розробили модель, яка базується на відборі, вилученні та класифікації історичних даних. Для відбору функцій використовується сіра кореляція на основі випадкового лісу (RF) та взаємної інформації (MI), аналіз компонентів за принципом ядра (АКПЯ) використовується для вилучення ознак, а для класифікації – розширена конволюційна нейронна мережа (CNN). Результати моделювання підтвердили ефективність та точність запропонованої моделі для прогнозування годинного навантаження на один день, тиждень та місяць.

Дослідження [47] мало на меті розробити точну модель прогнозування місячного попиту на електроенергію для житлових будинків. Для її досягнення

LSTM, один із найпотужніших алгоритмів глибокого навчання, було навчено та перевірено на основі даних, зібраних у Південній Кореї протягом 22 років. Ряд попиту на електроенергію разом із 10 соціальними та погодними змінними використовувався як вихідні дані. Запропонована модель забезпечила високоточне прогнозування зі значенням MAPE менше 1%.

У роботі [48] досліджено застосування генеративно-змагальних нейронних мереж (GAN) для прогнозування навантаження. У статті представлена умовна архітектура GAN (cGAN), яка використовує лише чотири екзогенні змінні (максимальна та мінімальна температура, день тижня та місяць) для прогнозування добового профілю (24 години доби). Проведено порівняння кількох типів GAN, таких як Deep Convolutional GAN, GAN за методом найменших квадратів і GAN Вассерштайна. Отримана середня абсолютна відсоткова помилка (MAPE) становить 4,99%, що автори оцінюють як чудові результати.

У статті [49] запропоновано прогнозування навантаження Турецької електропередавальної компанії за допомогою штучних нейронних мереж (ШНМ) та нечіткої логіки (FL). Досліджено, що нечітка логіка та штучні нейронні мережі перевершують регресійні алгоритми. Автори вважають їх перспективними методами для прогнозування електричного навантаження із горизонтом прогнозування від 24 до 168 годин, оскільки вони здатні прогнозувати та пом'якшувати нестабільність попиту.

Нечіткі множини є важливим інструментом для прогнозування електричного навантаження завдяки їх здатності ефективно моделювати та враховувати невизначеність та розмитість в даних. Використання нечітких множин дозволяє враховувати цю невизначеність шляхом призначення ступенів належності для кожної категорії чи параметра в моделі. Цей підхід дозволяє враховувати різні рівні вагомості для вхідних даних. Особливо корисними нечіткі множини виявляються в умовах, коли точні дані важко отримати або коли вони мають великий рівень шуму. Вони дозволяють створювати гнучкі моделі, які адаптуються до змінних умов та неоднорідностей в даних, що

робить їх ефективними для прогнозування електричного навантаження в невизначених та змінних середовищах.

У роботі [50] висувається методологія використання нечіткого логічного висновку для зменшення обсягів навчальних вибірок погодинних даних в моделях ШНМ з метою зменшення помилки прогнозування і часу обробки. Це дозволяє враховувати вплив різних умовних параметрів, таких як погода, час, історичні дані, і випадкові збурення, при прогнозуванні навантаження в умовах нечітких правил. Результати тестування свідчать про те, що використання моделей нечіткої логіки при моделюванні та прогнозуванні електроспоживання з урахуванням факторів, що впливають в моделях ШНМ, демонструє більшу точність.

У роботі [51] розроблено гібридні інтелектуальні системи для прогнозування погодинного навантаження на період до 7 діб вперед. Ця система використовує комбінацію штучної нейронної мережі і адаптивної нейро-нечіткої системи. Прогнозування погодинного навантаження виконується в два етапи: на першому етапі дві ШНМ прогнозують загальне навантаження, при цьому одна з мереж прогнозує робочі дні, а інша – вихідні та святкові дні. На другому етапі для отримання погодинної навантаження використовується адаптивна нейро-нечітка система виведення (ANFIS).

У роботі [52] розглядається використання методу радіальних базисних функцій в нейронних мережах та алгоритмах нечітких висновків. Зокрема, радіальні базисні нейронні мережі у поєднанні з нечіткою логікою застосовуються для пошуку універсального закону зміни навантаження, що допомагає врахувати невизначені чинники, які впливають на регулярну складову електричного навантаження.

Одним зі значущих чинників, які впливають на електричне навантаження, є метеорологічні умови. Погодні показники, такі як температура повітря, опади, хмарність тощо, є важливими регресорами в моделях прогнозування. Наприклад, у роботі [53] використано методи звичайного найменшого квадрата (OLS), загального найменшого квадрата (GLS) та штучну нейронну мережу

прямого поширення (FF-ANN) для вирішення цієї задачі. Основний висновок цієї роботи полягає в тому, що методи регресії можуть мати кращу точність прогнозування, ніж FF-ANN для набору даних Таїланду, оскільки вплив температури на попит на електроенергію в Таїланді є досить неординарним через їх лінійну залежність.

У деяких дослідженнях, таких як [54], особлива увага приділяється проблемі похибок у прогнозуванні погоди, оскільки вони значно впливають на якість прогнозування електричного навантаження. Зокрема, в цій роботі використовується комбінований метод для вибору найкращого адаптованого індивідуального прогнозу погоди з численних прогнозів, що надаються різними метеорологічними службами. У інших статтях, таких як [55, 56], використовуються середні дані з декількох служб для отримання простого та ефективного результату порівняно з іншими методами зваженого усереднення.

Попередні методи прогнозування навантаження зазвичай розглядають його як одномірний часовий ряд, хоча такі ряди можуть бути дезаггеговані за різними ознаками. Часові ряди навантаження природно організовані на основі різних ієрархій, таких як географічна, часова та ланцюговий зв'язок.

Сучасні методи ієрархічного прогнозування для розв'язання ієрархічної структури навантаження можуть бути розділені на підходи «знизу вгору» та «згори вниз» [57, 58]. Підхід «знизу вгору» агрегує прогнози від низького рівня до агрегованого рівня, тоді як метод «згори вниз» агрегує ретроспективне навантаження до прогнозування.

Деякі переваги та недоліки цих підходів були висвітлені в [59]. Зазвичай підхід «знизу вгору» виявлявся надійним, коли дані нижнього рівня були достовірними і не містили пропусків інформації. Однак у випадках, коли дані на нижньому рівні були неповними або недостовірними, прогноз на цьому рівні ставав більш схильним до помилок, тоді як метод «згори вниз» забезпечував більш точний прогноз. У цілому, перевага одного методу перед іншим не була стійкою.

У [60] запропоновано рішення для оптимального коригування базового

прогнозу на кожному рівні ієрархії з метою його узгодження в усій структурі агрегації. Це досягалося шляхом мінімізації різниці між прогнозом на агрегованому рівні та сумою базових прогнозів за допомогою квадратичного програмування після обробки. Метод був протестований на двох електричних мережах: одна з них мала велику площу з декількома зонами відправки на нижньому рівні, а інша – розподільну мережу з невеликою площею та сотнями індивідуальних споживачів. Результати показали, що запропонований метод був більш точним для більш ніж 85% вузлів в мережі. Для розподільної мережі зі змінним навантаженням покращення було ще більш помітним, особливо на верхньому рівні агрегації, де похибка була значно зменшена.

В статті [61] дослідження було розвинене шляхом поєднання ієрархічної структури та моделі прогнозування за допомогою алгоритму кластеризації із замкнутим циклом (CLC). Такий підхід дозволяв вдосконалювати ієрархічну структуру шляхом перепризначення членства в кластері та оновлення параметрів моделей прогнозування ітеративно. Проведено порівняльну оцінку методу з наявними методами ієрархічного прогнозування навантаження, де запропонована ієрархічна структура перевищила інші методи.

З розповсюдженням smart-лічильників стало можливим отримання даних з меншою дискретністю на підрівнях. В [62] використано деталізовані дані smart-лічильника для побудови моделі прогнозування на агрегованому рівні. У запропонованій моделі дані були класифіковані в різні групи навантажень з подібними зразками, а агрегований прогноз був отриманий шляхом додавання прогнозів окремих кластерів. Однак замість стратегії «знизу вгору» кожній моделі присвоювалася вага, змінюючи кількість кластерів. Остаточний прогноз був оптимально зваженою комбінацією цих індивідуальних прогнозів.

Запропонований метод був протестований на двох наборах даних. Результати показали, що прогнози за допомогою стратегії «знизу вгору» були більш точними для першого набору даних, але для другого набору даних модель «знизу вгору» була менш точною, ніж стратегія кластеризації. Такий контраст був обумовлений регулярністю навантаження на підстанціях

порівняно з профілями навантаження на житло.

Проблеми агрегації можуть бути вирішені різними підходами: «знизу вгору», «згори вниз» та оптимальні методи узгодження. Однак проблема невизначеності вибору моделі залишається актуальною. Для її вирішення в роботі [63] розглянуто множинне часове агрегування (МТА). Запропоновано модифікацію алгоритму прогнозування множинного агрегування, спеціальної реалізації МТА, для високочастотних часових рядів з метою кращого управління небажаним ефектом сезонного скорочення, який властивий МТА. Вплив включення часової агрегації в ієрархічне прогнозування оцінюється емпірично за допомогою реального набору даних з п'яти банківських відділень.

У роботі [64] описано метод ієрархічного прогнозування для глобальної енергосистеми Великої Британії на основі даних, отриманих від побутових інтелектуальних лічильників. Результати дослідження свідчать про те, що для забезпечення узгодженості у великомасштабній ієрархії достатньо моделювати набір залежностей нижнього рівня, а не повний спільний розподіл усіх серій в ієрархії. Це сприяє узгодженим і точним ієрархічним ймовірнісним прогнозам і сприяє покращенню процесу прийняття рішень для розумних мереж.

Використання ієрархічного підходу для короткострокового прогнозування присутнє також у вітчизняних дослідженнях [65-67].

В колі українських дослідницьких розробок тема прогнозування небалансів електроенергії є недосить популярною. Натомість досвід іноземних колег є більш накопиченим. Адже сучасна модель конкурентоспроможного ринку електроенергії запрацювала в Європейському Союзі від прийняття Директиви 2009/72/ЕС від 13.07.2009 року про спільні правила внутрішнього ринку електроенергії [68]. Відтоді енергетичний сектор зазнав значних фундаментальних змін й дотепер потребує довершення. Додатково із імплементацією Директиви (EU) 2018/2001 11.12.2018 року про сприяння використанню енергії з ВДЕ [69], їх частка зросла ще стрімкіше, що зі свого боку спричинило підвищення обсягу небалансів електроенергії та їх хаотичності. На додаток, зважаючи на ціни небалансів електроенергії,

прогнозування їх обсягу є однією із першочергових задач.

У роботі [70] проведено дослідження впливу помилок прогнозування вітрової та сонячної генерації на обсяги небалансів за даними німецького ринку електроенергії. Використовуються різні методи, такі як регресія методом найменших квадратів, квантильна регресія та авторегресійні моделі. Результати дослідження підтверджують значний вплив похибок у прогнозуванні вітрової генерації на збільшення обсягу небалансів електроенергії.

Такі дослідження важливі для розвитку ефективних стратегій управління енергетичними системами в умовах щораз більшого використання відновлюваних джерел енергії. Переважна більшість розроблених моделей для прогнозування небалансів електроенергії базується на штучних нейронних мережах і застосовується для короткострокового прогнозування.

У роботі [71] запропоновано кілька моделей для прогнозування небалансів енергосистеми Греції. Для цього використовуються ансамблеві методи машинного навчання, зокрема, випадковий ліс, а також нейронна мережа довгої короткочасної пам'яті (LSTM) та метод лінійної регресії. Найточнішими виявилися результати прогнозування за допомогою випадкового лісу.

В [72] задля прогнозування цін небалансів електроенергії у Великій Британії, було проведено порівняння трьох алгоритмів машинного навчання: Gradient Boosting, Random Forest й XGBoost. Алгоритм випадкового лісу показав найкращі результати з середньою абсолютною похибкою 6,97 євро/МВт·год. Також ідентифіковано змінні, які найбільше впливають на точність моделі.

У статті [73] проведено масштабне дослідження моделей для прогнозування небалансів електроенергії з використанням аналітичних і нейронних мереж. Результати цього дослідження показали значні поліпшення точності прогнозів порівняно з попередніми моделями.

У роботі [74] проведене порівняння різних моделей, з використанням даних енергосистеми Німеччини. Однак жодна з розглянутих моделей не

показала кращих результатів, ніж наївна модель прогнозування.

Ці дослідження вказують на значні можливості використання алгоритмів машинного навчання для прогнозування цін небалансів електроенергії, проте також підкреслюють необхідність подальшого вдосконалення моделей для досягнення більш точних прогнозів.

В роботі [75] проведено дослідження моделей експоненціального згладжування та авторегресійних моделей ARMA, ARIMA, ARIMAX, GARCH для прогнозування небалансів електроенергії на добу наперед, особливу увагу зосереджено на правильному визначенні знака небалансу. Зазначено, що ця робота є першим кроком для вирішення глобальної складної задачі прогнозування небалансів. В роботі [76] також проведено дослідження моделей для прогнозування небалансів із акцентом, окремо за макроронами території Італії, із горизонтом 2 доби. Розглянуто кілька параметричних і напівпараметричних специфікацій базової моделі бінарної авторегресії з екзогенною змінною VARX. Отримані значення похибок коливаються в межах 55÷66%. Робота [77] присвячена внутрішньогодинному прогнозуванню небалансів електроенергії. Запропоновано модель лісів квантильної регресії (QRF), яка є узагальненням і розширенням моделей випадкових лісів. Результатом її прогнозування додатково є довірчі інтервали прогнозованих значень, що дозволяє оцінювати надійність цих прогнозів. Модель випробувано за даними п'яти торгових зон Норвегії з 5-хвилинною дискретністю. Горизонт прогнозування – 2 години. Точність оцінено за значеннями середньої абсолютної похибки (MAE), які коливаються в межах 12÷58 МВт. В роботі [78] також розроблено модель для прогнозування значення внутрішньогодинного тренду небалансів електроенергії на 1 годину вперед на енергетичному ринку Чехії. Їхня модель заснована на змінах попиту й пропозиції ВДЕ. Досягнуто точності від 67,7% до 81,8%.

Для прогнозування небалансів бельгійської енергосистеми із 15-хвилинною дискретністю в [79] розроблено глобальну модель, що характеризується двосторонньою архітектурою для створення інтерпретованих

багатогоризонтних прогнозів із різнорідними вхідними даними. Дослідження проведено за даними про небаланси ринку електроенергії Бельгії. Метриками оцінки точності є оцінка Вінклера та оцінка безперервної ранжованої ймовірності (CRPS). Задля оцінки результатів побудовано три найвні моделі: імовірнісне узагальнення стійкості на основі моделі випадкового блукання, модель усереднення та модель покрокового усереднення; та три популярні нині моделі: ARIMA, QRF та дерево градієнтної регресії (GradBoost). Згідно з отриманими результатами найвищої точності досягнуто за допомогою запропонованої еталонної моделі.

Виконаний аналіз показав, що на часі багато наукових досліджень, як українських, так і закордонних, присвячені проблемам прогнозування електричного навантаження, використовуючи різні методи та моделі. Проте, доцільним є подальший розвиток у цьому напрямку, оскільки наявні моделі здебільшого не враховують достатньо глибоко процес урахування зовнішніх факторів, зокрема, температури повітря. Крім того, в українських дослідженнях майже не приділяється увага завданням прогнозування небалансів електроенергії та обсягу попиту на послуги балансування.

Зважаючи на зазначене, в роботі визначені наступні основні задачі досліджень:

- розробка ефективних моделей прогнозування сумарного електричного навантаження із урахуванням зовнішніх факторів;
- розробка та дослідження моделей прогнозування сумарних небалансів електроенергії на основі штучних нейронних мереж;
- пошук та розробка моделей для прогнозування обсягу попиту на послугу балансування.

Розв'язання цих задач дозволяє:

- підвищити точність прогнозування графіків сумарного електричного навантаження, сумарних небалансів електроенергії та обсягу попиту на послугу балансування;
- зменшити обсяги небалансів електроенергії за рахунок зменшення

похибки прогнозування електричного навантаження, підвищити ефективність планування та управління виробництвом, передачею та розподілом електричної енергії;

- здійснювати ресурсне планування, що є економічно необхідним, а також позитивно вплине на збереження довкілля, стимулюючи розвиток ВДЕ та енергоефективних технологій;

- зменшити вартість електричної енергії для кінцевого споживача.

Отже, розвиток та впровадження моделей прогнозування може значно покращити ефективність, надійність та стабільність функціонування електроенергетичної системи та ринку електроенергії в цілому.

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 1

1. Впровадження нової моделі ринку електроенергії в Україні спровокувало низку нових задач, зокрема у сфері прогнозування, розв'язання яких забезпечить надійне та ефективне функціонування ОЕС України. Окреслено коло завдань прогнозування та обґрунтовано їх високу важливість та актуальність, зокрема прогнозування сумарного електричного навантаження енергосистеми, сумарних небалансів електроенергії ОЕС України та обсягів попиту на послугу балансування.

2. Проведено ретельний огляд наукових досліджень у сфері прогнозування небалансів електроенергії та електричного навантаження. Задля вирішення цих задач авторами використано різноманітні методи прогнозування, такі як моделі на основі машинного навчання (випадковий ліс, градієнтний бустинг), економетричні моделі (ARIMA, GARCH), а також імовірнісні та статистичні підходи. Також адитивні моделі, ласо-регресія, квантильна регресія та імовірнісні нейронні мережі представляють інноваційні підходи для досягнення точних прогнозів. На основі виконаного аналізу показано, що необхідним є врахування регіональних особливостей, тобто контексту та характерних рис конкретних ринків електроенергії, при розробці моделей прогнозування (як електричного навантаження, так і небалансів електроенергії).

3. Показано, що у галузі прогнозування електричного навантаження та небалансів електроенергії існує широкий спектр світових розробок, що відображають високий рівень інновацій та технологічного прогресу. Відзначено, що в Україні цим напрямкам приділено мало уваги, зокрема в наслідок новизни цих задач для ринку електричної енергії України.

4. За результатами виконаного аналізу визначено основні задачі дослідження, що полягають у розробці ефективних моделей прогнозування сумарного електричного навантаження із урахуванням зовнішніх факторів, розробці та дослідженні моделей прогнозування сумарних небалансів

електроенергії, а також обсягу попиту на послугу балансування на основі штучних нейронних мереж, зокрема і з використанням ймовірнісних ШНМ.

Посилання [1, 14-79], див. Список використаних джерел стор. 159-170.

РОЗДІЛ 2

КОРОТКОСТРОКОВЕ ПРОГНОЗУВАННЯ ДОБОВИХ ГРАФІКІВ СУМАРНОГО ЕЛЕКТРИЧНОГО НАВАНТАЖЕННЯ ЕНЕРГОСИСТЕМИ

2.1 Статистичний і детермінований аналіз графіків сумарного електричного навантаження та температури повітря

Розробка ефективних моделей прогнозування сумарного електричного навантаження вимагає ретельного попереднього аналізу вибірок даних.

Задля поглиблення знань про характер поведінки часових рядів сумарного електричного навантаження в роботі проведено аналіз графіків сумарного електричного навантаження та температури повітря за допомогою фрактального аналізу, коефіцієнтів варіації та форми. В роботі [80] Г. Е. Герст описує метод нормованого розмаху або R/S -аналіз, що відбувається за допомогою розрахунку показника Герста (2.1), а його використання показало, що більшість природних явищ мають фрактальну розмірність. Значення коефіцієнта H відображає відношення сили тренда до рівня шуму (тобто (детермінованого фактора до випадкового). Характер зміни тренда і рівень шуму оцінюються за зміною нормованого розмаху в часі.

Показник Герста (H) широко застосовується при аналізі часових рядів, оскільки він дозволяє оцінювати динаміку часового ряду, може бути корисним при класифікації часових рядів та з його допомогою можна скласти припущення про випадковість часового ряду. Отже, використання показника Герста для аналізу нерівномірності електроспоживання надає можливість детальнішої оцінки графіків електричного навантаження.

Основні властивості, які мають бути притаманні графікам за умови їх фрактальності: фрактальна розмірність ($1 < D < 2$), самоподібність на різних часових інтервалах, унікальна структура та пам'ять про початкові умови.

У класичному вигляді показник Герста може бути отриманий зі співвідношення (2.1):

$$(R / S) = (N \cdot \alpha)^H, \quad (2.1)$$

де R — максимальний розмах досліджуваної величини (навантаження);

S — середньоквадратичне відхилення;

N — обсяг вибірки;

α — деяка постійна, яка за рекомендацією приймає значення 0,5;

H — показник Герста.

Показник Герста розраховується так:

$$H = \frac{\log(R/S)}{\log(\alpha) + \log(N)}, \quad (2.2)$$

В цій роботі показник H використано як додатковий показник зміни часового ряду в часі водночас з іншими показниками, такими як коефіцієнти варіації та форми.

Висунуто припущення щодо фрактальної самоподібної структури графіків сумарного електричного навантаження через повторюваність їх форми з плином часу. Тому за даними про сумарне електричне навантаження АК Київенерго в період з 01.06-31.08.2015 з дискретністю в 1 годину проведено порівняльну оцінку з коефіцієнтами варіації та форми. Зміна в часі показника Герста досліджувалась як по годинним зрізам, так і по графікам. Узагальнені результати наведено в таблицях 2.1 та 2.2.

Як зазначено в таблицях 2.1 та 2.2, величина H варіюється в межах $0,3 \div 0,45$. Згідно з дослідження, наведеними в [80], ці значення відповідають наступним діапазонам та характеристикам:

$0,2 \div 0,4$ — Рожевий шум — характеризується атиперсистентністю, тобто є таким, що не підтримує поточну тенденцію.

$0,4 \div 0,6$ — Білий шум — свідчить про хаотичність часового ряду, їм властива циклічність, часта зміна трендів, що супроводжується втратою персистентності.

Згідно з описаною теорією, розглянуті добові графіки електричного навантаження АК Київенерго в період 01.06-31.08.2015 є складними для прогнозування через високу зашумленість. При цьому в ході аналізу отриманих результатів не виявлено можливості оцінки аномальності значень чи графіків за

допомогою фрактального аналізу, а також не виявлено закономірностей у значеннях показника Герста для різних типів дня.

Таблиця 2.1

Значення показника Герста годинних зрізів

№ год	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Н	0,41	0,4	0,4	0,4	0,4	0,4	0,3	0,33	0,33	0,35	0,36	0,37
№ год	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
Н	0,36	0,4	0,4	0,4	0,4	0,4	0,4	0,39	0,4	0,4	0,41	0,42

Таблиця 2.2

Значення показника Герста графіків

Дата	Н	Дата	Н	Дата	Н	Дата	Н	Дата	Н
01.06	0,444	19.06	0,407	08.07	0,414	27.07	0,397	14.08	0,399
02.06	0,392	20.06	0,399	09.07	0,409	28.07	0,400	15.08	0,394
03.06	0,402	21.06	0,437	11.07	0,405	29.07	0,394	16.08	0,421
04.06	0,405	22.06	0,396	12.07	0,446	30.07	0,393	17.08	0,386
05.06	0,407	23.06	0,397	13.07	0,394	31.07	0,399	18.08	0,376
06.06	0,407	24.06	0,400	14.07	0,393	01.08	0,384	19.08	0,375
07.06	0,428	25.06	0,407	15.07	0,393	02.08	0,407	20.08	0,373
08.06	0,394	26.06	0,417	16.07	0,398	03.08	0,392	21.08	0,402
09.06	0,407	27.06	0,412	17.07	0,403	04.08	0,390	22.08	0,405
10.06	0,400	28.06	0,419	18.07	0,395	05.08	0,386	23.08	0,433
11.06	0,400	29.06	0,427	19.07	0,424	06.08	0,388	24.08	0,424
12.06	0,412	01.07	0,404	20.07	0,402	07.08	0,399	25.08	0,385
13.06	0,408	02.07	0,406	21.07	0,396	08.08	0,377	26.08	0,387
14.06	0,398	03.07	0,408	22.07	0,396	09.08	0,401	27.08	0,383
15.06	0,400	04.07	0,398	23.07	0,405	10.08	0,382	28.08	0,392
16.06	0,404	05.07	0,413	24.07	0,401	11.08	0,393	29.08	0,382
17.06	0,405	06.07	0,395	25.07	0,396	12.08	0,416	30.08	0,437
18.06	0,393	07.07	0,409	26.07	0,385	13.08	0,395	31.08	0,383

Окрім коефіцієнта Герста, для аналізу добових графіків навантаження використано коефіцієнт форми та коефіцієнт варіації.

Коефіцієнт форми:

$$K_{\phi} = \frac{P_{с.кв.}}{P_c} \quad (2.3)$$

де P_c – середнє арифметичне значення навантаження;

$P_{с.кв.}$ – середньоквадратичне значення навантаження:

$$P_{с.кв.} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n P_i^2}{n}} \quad (2.4)$$

Або рекомендоване використання квадрату коефіцієнта форми.

Коефіцієнт варіації:

$$K_s = \frac{S}{P_c} \quad (2.5)$$

де S – середньоквадратичне відхилення;

P_c – математичне очікування.

Можливості коефіцієнтів форми перевірено за даними графіків електричного навантаження АК Київенерго періоду 01.12.15-29.02.16. Побудовано стовпчасті діаграми (рис. 2.1 та 2.2), які містять блоки 1-13 – № тижня, кожен день тижня виділено окремим кольором.

Оскільки досліджувані коефіцієнти мають близький фізичний зміст та вид їх графіків є однаковим, вони можуть бути рівноцінно використані для аналізу. При цьому значення коефіцієнта форми є зручними для приведення вихідних та перехідних робочих (ПН, ПТ) днів до звичайних робочих днів.

Як помітно із графіків, зміна значень коефіцієнтів для кожного типу дня є здебільшого рівномірною та логічно обґрунтованою. При чому особливо низькі значення коефіцієнтів при детальнішому аналізі теж можуть бути виправданими. До прикладу, на графіку ПТ п'ятого тижня та СР і ЧТ шостого тижня (для яких значення коефіцієнтів є особливо низькими) відповідають 01, 06 і 07 січня, що бути в розглянутому році святковими днями.

Присутні й нелогічні збільшення значень коефіцієнтів, тобто розмаху значень навантаження протягом доби (ЧТ 11 тиж. – 11.02.16 та ВТ 12 тиж. – 15.02.16), які не пов'язані з температурою повітря.

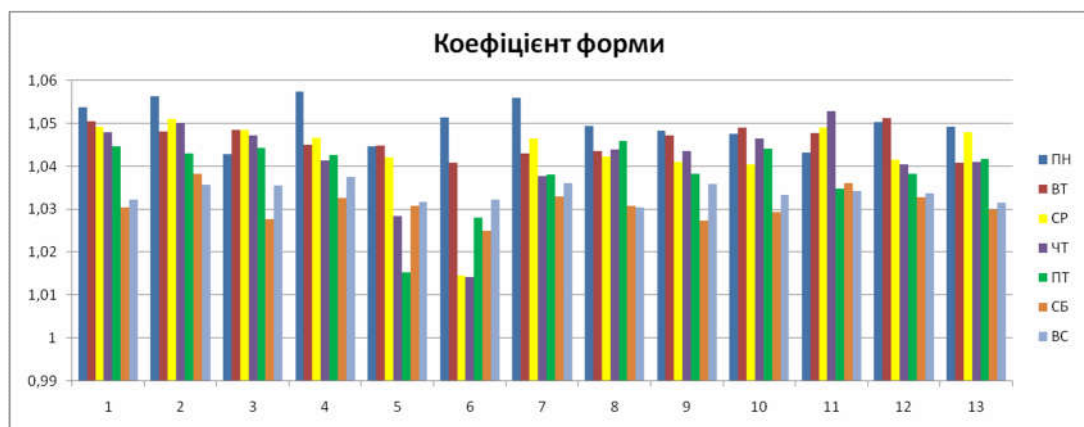


Рис. 2.1 Стовпчаста діаграма коефіцієнтів форми

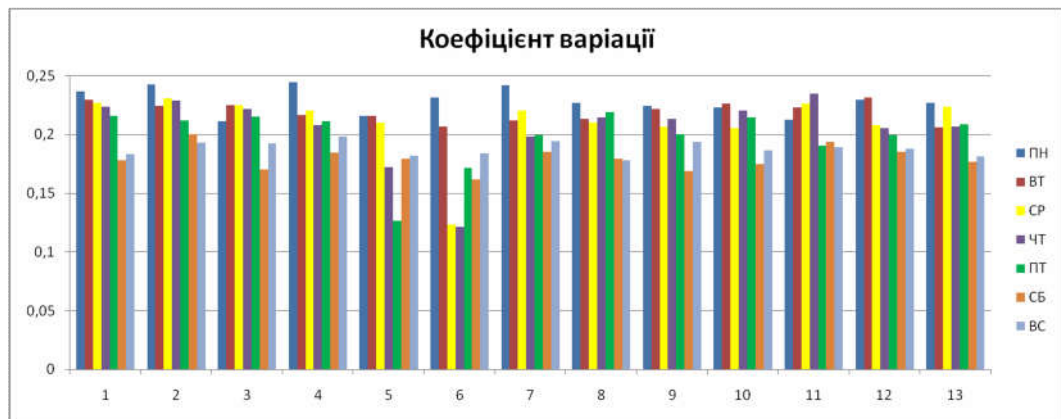


Рис. 2.2 Стовпчаста діаграма коефіцієнтів варіації

Зв'язок сумарного електричного навантаження із температурою повітря докільця зручно спостерігати на графіках їх середньодобових значень. Такі графіки АК Київенерго за 2015 та 2016 наведено на рис. 2.3.

Очікувано, графіки на рис. 2.3 засвідчують річну циклічність зміни характеру поведінки кореляційної залежності між електричним навантаженням та температурою повітря. Влітку ця залежність пряма, взимку – обернена. Навесні й восени, в околі перехідних періодів, що імовірно збігаються із початком/кінцем опалювального сезону, залежність відсутня.

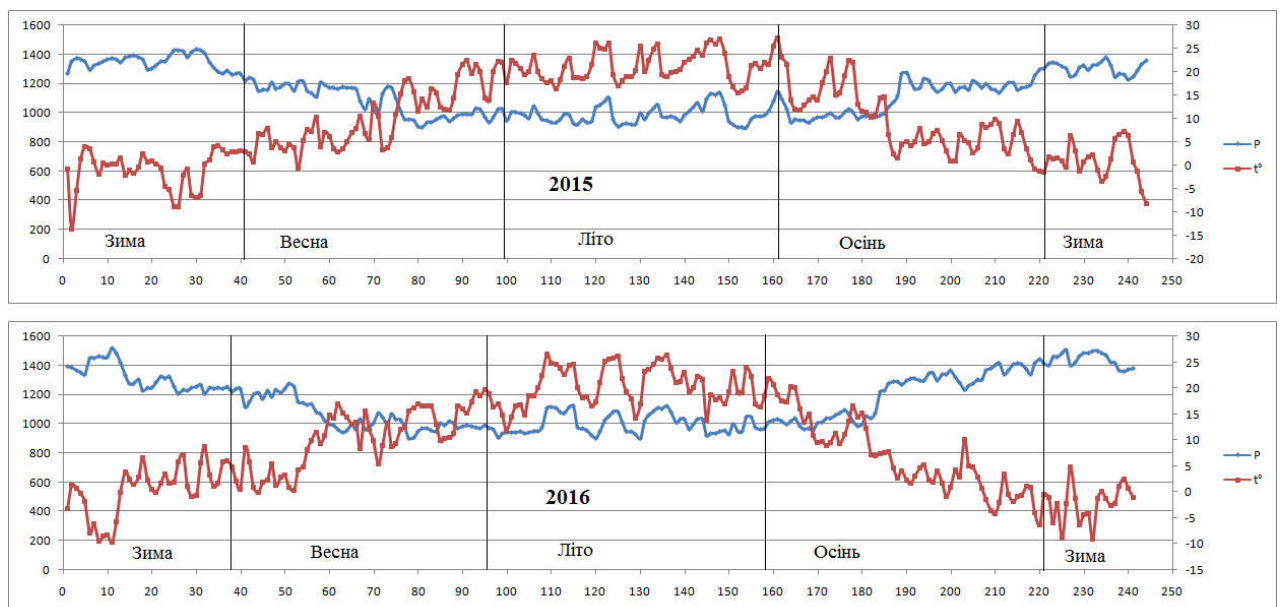


Рис. 2.3 Графіки середньодобових значень сумарного електричного навантаження і температури протягом року

Отже, зважаючи на результати проведеного аналізу, слід зауважити, що побудова моделі із залученням температури повітря як регресора є логічним рішенням задля підвищення точності короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження.

Значення сумарного електричного навантаження є багатокомпонентним, тобто лише його певна частина залежить від погодних умов. Іншими складовими є базова складова, що містить постійне навантаження, технологічна – пов'язана зі зміною у виробництвах, підприємствах та життєдіяльності населення, астрономічна – залежність використання додаткового освітлення від активності Сонця, випадкова складова тощо. В такому разі, цілком справедливим є рішення про проведення попередньої декомпозиції часових рядів навантаження, для його сепарації на окремі складові, які мають бути окремо прогнозовані за допомогою методів, відповідних їх характеру. Далі в цьому розділі описано декілька підходів до побудови моделей декомпозиції та прогнозування, що відрізняються набором складових, методом сепарації часових рядів та методами прогнозування складових. Такий асортимент забезпечує можливість вибору оптимальної моделі згідно з характеристиками досліджуваних часових рядів.

2.2 Аналіз джерел інформації щодо температури повітря [4]

Додатково слід зазначити, що на точність моделювання зв'язку електричного навантаження з температурою повітря суттєво впливають похибки показань датчиків температури. Проведене дослідження показів чотирьох датчиків температури – D_1 , D_2 , D_3 й D_4 . Покази перших трьох датчиків суперечать даним щодо навантаження. D_1 розташований на відкритій місцевості Києва, тому справедливо вважати, що його покази є значно нижчими за реальні значення температури. В показах D_2 й D_3 , що розміщені на сході і заході Києва відповідно, виявлено ефект накопичення тепла, адже в їхніх показах наявне спотворення, здебільшого в другій половині доби. Покази температури повітря D_4 виявилися найбільш коректними та синхронізованими

зі значеннями навантаження, тобто у разі підвищення температури вище «зони нечутливості» значення навантаження теж підвищується, за зниження температури нижче «зони нечутливості» – навпаки. Але ці значення було отримано із дискретністю в 3 години, тому їхні погодинні значення отримані за допомогою інтерполяції [4]. До прикладу на рис. 2.4 наведено графіки температури повітря із досліджуваних джерел та сумарного електричного навантаження за 03.06.2015, де проілюстровано попередні висновки.

Отже, зважений вибір джерел інформації про зовнішні фактори є основною для розробки моделей багатфакторного прогнозування.

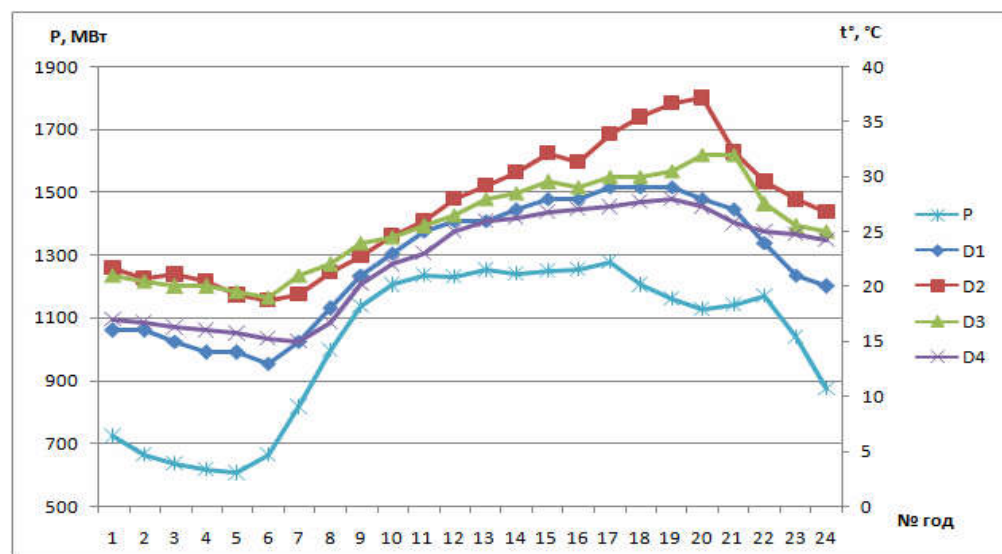


Рис. 2.4 Добові графіки температури повітря та електричного навантаження

2.3 Моделі відокремлення та прогнозування температурної складової навантаження

Оскільки виявлено однобічну кореляцію між температурою повітря доквілля та сумарним електричним навантаженням, є доцільним застосування значення температури як регресора при прогнозуванні. Оскільки не весь обсяг навантаження є залежним від температури повітря, а лише його температурна складова (здебільшого кондиціонування та опалення), цілком логічним є сепарація графіків електричного навантаження на залежну й незалежну від температури повітря складові з наступним їх окремим прогнозуванням.

Задля виокремлення температурної складової із графіка повного навантаження в роботі розглянуто кілька емпіричних та формалізованих методів декомпозиції.

Модель 1. Модель зв'язку електричного навантаження та температури з урахуванням попередніх значень навантаження і температури.

Модель побудовано з метою відділення температурної складової від технологічної, яка залежить від зміни технологічних процесів протягом доби.

Вихідними даними для експерименту є погодинні значення навантаження та температури літнього періоду 01.06-31.08.2015 року (63 значення – лише робочі дні).

Рівняння моделі має такий вигляд:

$$P = P_5 + a_0 + \sum_{i=1}^N (a_i \cdot \Delta t_i^{\circ}), \quad (2.6)$$

де P_5 – базова складова навантаження, рівна навантаженню о 5 годині, оскільки є мінімальним значенням навантаження протягом доби цього періоду;

a_0 – технологічна складова;

i – порядковий номер різниці температури профілю, що розглядається та температури о 5 годині. Залежить від кількості зрізів до чи після п'ятої години.

Коефіцієнти a шукані за допомогою рівняння:

$$P - P_5 = a_0 + \sum_{i=1}^N (a_i \cdot \Delta t_i^{\circ}), \quad (2.7)$$

тоді відповідно температурна складова описана рівнянням:

$$P_t = \sum_{i=1}^N (a_i \cdot \Delta t_i^{\circ}). \quad (2.8)$$

Очікувано, що коефіцієнт a_0 відповідає частині навантаження, що не залежить від температури. Тобто відповідає регулярній складовій навантаження в певну годину доби.

1. Оцінка точності моделей здійснена за допомогою середньої абсолютної відносної похибки (Mean Absolute Percentage Error) MAPE:

$$MAPE = n^{-1} \sum_{i=1}^n \left(\left| \frac{y_i - y'_i}{y_i} \right| \right) \cdot 100\%; \quad (2.9)$$

де n – обсяг вибірки, y та y' – фактичне і прогнозоване значення відповідно.

Мінімальні, максимальні та середні значення відносних похибок прогнозування навантаження літнього періоду 2015 року наведені в таблиці 2.3.

У проміжку між 12 і 17 годинами значення MAPE сягають понад 3%, що ймовірно є цілком природним зважаючи на підвищення навантаження і цей період. Значення максимальних відносних похибок δ_{max} теж суттєво підвищуються (до 27% о 17 годині), що може бути виправдане нестабільністю ритмів життєдіяльності в цей період. Загальне значення MAPE становить 2,66% й оцінено як задовільне.

Таблиця 2.3

Оцінка результатів прогнозування моделі 1

год	1	2	3	4	6	7	8	9	10	11	12
MAPE, %	2	1,7	1,58	1,5	2,12	2,41	2,63	2,51	2,75	2,88	3,2
$\delta_{min}, \%$	0	0	0,14	0,07	0,01	0,01	0	0,06	0,13	0,01	0,02
$\delta_{max}, \%$	6,16	5,41	5,85	5,66	4,92	5,95	10,4	6,92	8,67	9,44	9,41
13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
3,38	3,46	3,57	3,42	4,01	2,95	2,66	2,64	3	2,5	2,35	2,07
0	0,01	0,17	0,05	0,06	0,03	0,08	0,07	0,34	0,04	0,02	0,01
9,83	9,92	10,2	9,16	27,1	8,65	7,21	5,69	8,44	9,06	9,27	7,71

Модель 2. Задля наступного досліджу попередню модель дещо модифіковано:

$$P_i = a_0 + a_1 \cdot P_{i-1} + a_2 \cdot (t_i^\circ - t_{i-1}^\circ) \quad (2.10)$$

Рівняння (2.10) описує процес переходу значення навантаження в попередній точці P_{i-1} до значення навантаження в точці P_i , що розглядається, під впливом температурного фактору та зміни навантаження залежно від години доби. Додатково застосовано модель 2' із вбудованою корекцією:

$$P_i = a_0 + a_1 \cdot P_{i-1} + a_2 \cdot (t_i^\circ - t_{i-1}^\circ) + b_0 + b_1 \cdot t_i \quad (2.11)$$

Коефіцієнти b_0 й b_1 отримані із залежності:

$$P_i^{факт} - P_i^{анп} = b_0 + b_1 \cdot t_i^\circ \quad (2.12)$$

де $P_i^{анп}$ – шукані за допомогою рівняння (2.10).

Із застосування описаних моделей 2 та 2' проведено дослід на іншому

проміжку часу 01.11.2015-31.03.2016 (лише робочі дні).

Прогнозування відбувається на добу вперед (прогнозування в середині доби відбувається із врахуванням попередніх прогнозних значень (без використання фактичних)). Період прогнозування 11.03.2016-31.03.2016 – по мірі пересування до вибірки передісторії додаються фактичні значення навантаження та температури останньої доби.

МАРЕ результатів прогнозування, розраховані за профілями години, наведені в таблиці 2.4.

Таблиця 2.4

МАРЕ, % результатів прогнозування моделей 2 та 2'

№ год	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Модель 2	2,3	3,1	2,5	2,6	2,7	2,1	2,9	1,9	2	2,6	3,1	3,2
Модель 2'	2,2	2,9	2,5	2,7	2,7	1,8	2,5	1,6	2,3	2,6	2,8	2,8
№ год	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
Модель 2	3,6	3,7	3,8	5,1	8,5	8,9	6,3	3,2	2	2,3	2,7	2,9
Модель 2'	3,1	3,3	3,2	4,4	7,5	7,9	5,3	2,4	1,3	1,2	1,4	1,5

Як видно із таблиці 2.4, результати прогнозування моделі 2 мають схожість із результатами моделі 1, а застосування корекції в моделі 2' дозволяє зменшити похибку в середньому на 0,75%, тобто в середньому на 16,9% від попереднього значення. Загальні значення МАРЕ становлять 3,5% та 2,99% відповідно.

На рис. 2.5 зображено графіки середньодобових відносних похибок прогнозування обох моделей.

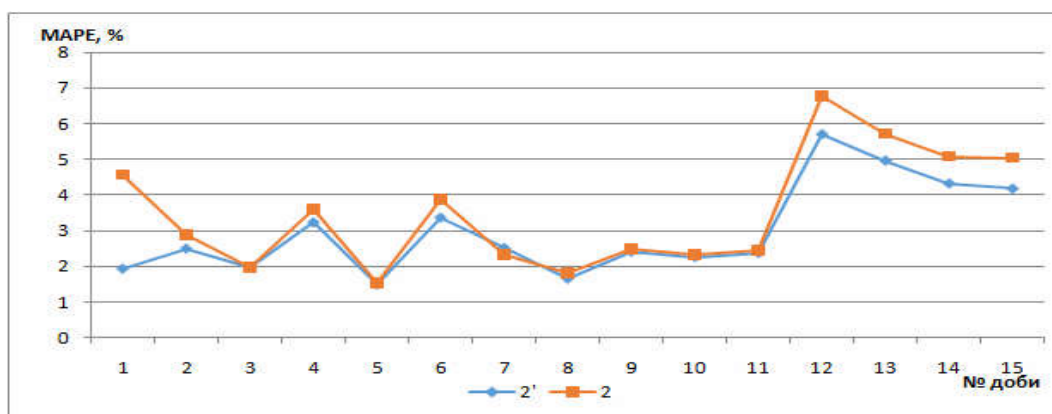


Рис. 2.5 Графіки добових МАРЕ прогнозування за допомогою моделей 2 і 2'

Середньодобові значення похибок, також, покращуються після застосування корекції – в середньому на 10,63%.

Модель 3. Модель зв'язку навантаження із температурою повітря за допомогою медіанної регресії

Розроблений альтернативний метод для відокремлення температурної складової навантаження задля підвищення універсальності способу декомпозиції графіків електричного навантаження. В цьому алгоритмі базова і технологічна складові – об'єднані в одну. Алгоритм містить наступні кроки [81]:

1. Добові графіки навантаження з дискретністю в одну годину класифікуються за сезонами та типом дня тижня. Для кожної категорії проводяться окремі розрахунки.

2. Вибірка розглядається в хронологічному порядку. Формуються залежності навантаження від часу $P = f(t)$ та температури повітря від часу $t^{\circ} = f(t)$.

3. Виконується апроксимація графіків із застосуванням медіанної регресії. Ці рівняння мають вигляд звичайної лінійної залежності. Коефіцієнти рівнянь a_0^P та $a_0^{t^{\circ}}$ – є базовими значеннями для масивів навантаження та температури.

4. Здійснюється обчислення масивів відношень $P'(t)$ та $t^{\circ'}(t)$:

$$\begin{aligned} P'(t) &= P(t) / a_0^P; \\ t^{\circ'}(t) &= t^{\circ}(t) / a_0^{t^{\circ}}. \end{aligned} \quad (2.13)$$

5. Надалі масиви $P'(t)$ та $t^{\circ'}(t)$ розглядаються в годинних профілях окремо. Таким чином отримано 24 групи по 63 пари значень. За допомогою медіанної регресії побудовано залежності $P' = f(t^{\circ'})$ окремо для кожної години.

6. $P'(t)_{apr}$ – відносне значення температурної складової електричного навантаження. Для переведення в абсолютні одиниці використовується формула (2.14), яка уособлює сенс наведеного методу. За значенням $(P'(t)_{apr} - 1)$ можна визначити, яку частку становить температурна складова навантаження від загального значення навантаження, в залежності від зміни температури повітря.

$$P_t = a_0^P (P'(t)_{apr} - 1) \quad (2.14)$$

7. Отримано масив значення температурної складової P_t , від'ємні значення замінені на нуль, адже вважаються такими, що належать до «зони нечутливості».

8. Вилучення із досліджуваної вибірки електричного навантаження значень P_t .

На відміну від моделей, описаних вище в даному алгоритмі:

1. Виконується однозначний поділ інтервалів графіків навантаження на залежні від зміни температури та такі, що належать до «зони нечутливості». Це дозволяє підвищити точність моделювання.

2. Проведення розрахунків у відносних одиницях, а не у відхиленнях, дає можливість для спрощення обчислень.

Математична модель, що містить в собі цей алгоритм, випробувана з використанням даних сумарного електричного навантаження та температури повітря обласної енергосистеми за 2015-2016 рр.. Результати є задовільними. На рис. 2.6 зображено графіки повного навантаження та навантаження, очищеного від температурної складової для періоду 01.06-31.08.2016.

Графік часового ряду електричного навантаження, з якого вилучено температурну складову (P') є більш плавним та періодичним, ніж графік повного навантаження (P). Що свідчить про досягнення мети, щодо коректного виділення складових.

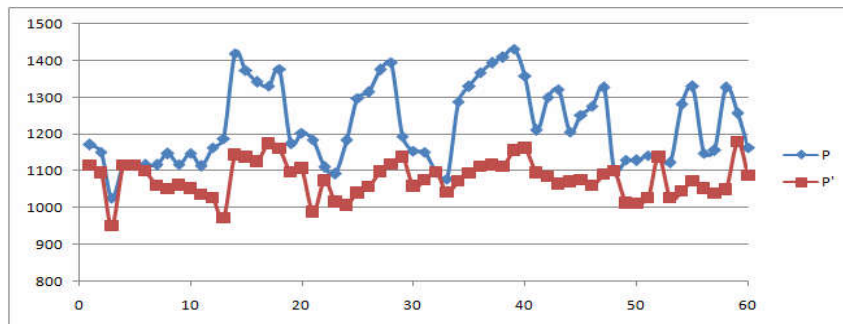


Рис. 2.6 Графіки повного навантаження (P) та повного навантаження без температурної складової (P').

2.4 Прогнозування базової складової навантаження

При аналізі виділеної базової складової виявлені внутрішньодобові закономірності у спаді (23-5 год) та наборі (6-9) навантаження [82], що відображено в таблиці 2.5. Ці показники можуть використовуватися як фактор стабілізації та мають бути контрольовані при прогнозуванні навантаження. Також статистичні характеристики (M – середнє арифметичне значення, S – середньоквадратичне відхилення, k_v – коефіцієнт варіації) базової складової P_b покращуються порівняно із характеристиками повного навантаження P (таблиця 2.6), що спрощує його прогнозування і тим самим дозволяє поліпшити точність прогнозування.

Таблиця 2.5

Значення різниці навантаження при його спаді й наборі протягом доби

СП			ЧТ		
$\Sigma 1(23-5)$	$\Sigma 1(6-9)$	$\Sigma 1+\Sigma 2$	$\Sigma 1(23-5)$	$\Sigma 1(6-9)$	$\Sigma 1+\Sigma 2$
-427	589	162	-427	540	113
-427	580	153	-427	572	145
-427	545	118	-436	431	-5
-427	560	133	-427	526	99
-391	480	89	-443	496	53
-427	613	186	-427	540	113
-510	496	-14	-427	482	55
-427	530	103	-427	561	134
-427	536	109	-427	515	88
-427	586	159	-427	540	113
-427	540	113	-427	540	113
-436	431	-5	-436	431	-5
-427	507	80	-427	528	101

Для прогнозування базової складової навантаження проведено порівняння двох методів: методу Холта-Вінтерса та медіанної регресія. Модель прогнозу Холта-Вінтерса [83] враховує експоненційно згладжений ряд, тренд, сезонність. Алгоритм зображено у вигляді формул 2.15-2.18.

**Значення статистичних характеристик вибірок повного
навантаження та базової складової навантаження**

№ год	М	М	С	С	k _v	k _v	№ год	М	М	С	С	k _v	k _v
	Р	Р _b	Р	Р _b	Р	Р _b		Р	Р _b	Р	Р _b	Р	Р _b
1	724,8	702,4	46,5	32,6	6,4	4,6	13	1212	1206	93,4	75	7,7	6,2
2	668,2	652,8	44,2	36,8	6,6	5,6	14	1222	1216	97,5	77,6	8	6,4
3	636,8	627,4	43,8	38,2	6,9	6,1	15	1221	1219	101	90,8	8,3	7,5
4	622,8	612,4	40,7	37,5	6,5	6,1	16	1207	1188	95,1	62,7	7,9	5,3
5	608	550,8	41	11	6,7	2	17	1199	1182	91,5	70,3	7,6	5,9
6	652,7	637,6	36,6	25,3	5,6	4	18	1164	1150	85,8	67,3	7,4	5,9
7	785,5	778,7	37,4	28,8	4,8	3,7	19	1125	1119	77,4	60,8	6,9	5,4
8	954,5	942,7	45,4	33,7	4,8	3,6	20	1097	1064	65,9	31,1	6	2,9
9	1094	1076	61	39,6	5,6	3,7	21	1098	1003	69	26	6,3	2,6
10	1173	1153	72,3	37,2	6,2	3,2	22	1084	983,4	61,6	22,7	5,7	2,3
11	1198	1176	79	42,6	6,6	3,6	23	983	982	55,1	36	5,6	3,7
12	1202	1191	87,6	58,2	7,3	4,9	24	840	802,2	52,2	20,3	6,2	2,5

Розрахунок експоненційно згладженого ряду:

$$L_t = \frac{k \cdot Y_t}{S_{t-s}} + (1-k) \cdot (L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (2.15)$$

де L_t – згладжена величина на поточний період;

k – коефіцієнт згладжування ряду;

S_{t-s} – коефіцієнт сезонності попереднього періоду;

Y_t – поточне значення ряду;

L_{t-1} – згладжена величина за попередній період;

T_{t-1} – значення тренду за попередній період.

Визначення значення тренду:

$$T_t = b \cdot (L_t - L_{t-1}) + (1-b) \cdot T_{t-1}, \quad (2.16)$$

де T_t – значення тренду на поточний період;

b – коефіцієнт згладжування тренду;

L_t – експоненційно згладжена величина за поточний період;

L_{t-1} – експоненційно згладжена величина за попередній період;

T_{t-1} – значення тренду за попередній період.

Оцінка сезонності:

$$S_t = \frac{q \cdot Y_t}{L_t} + (1 - q) \cdot S_{t-s}, \quad (2.17)$$

де S_t – коефіцієнт сезонності для поточного періоду;

q – коефіцієнт згладжування сезонності;

Y_t – поточне значення ряду;

L_t – згладжена величина за поточний період;

S_{t-s} – коефіцієнт сезонності за цей же період в попередньому сезоні.

Отже, прогнозування здійснюється таким чином:

$$Y_{t-p} = (L_t + p \cdot T_t) \cdot S_{t-s+p}, \quad (2.18)$$

де $\hat{Y}_{t+p}$ – прогноз по методу Холта-Вінтерса на p періодів вперед;

L_t – експоненційно згладжена величина за останній період;

p – порядковий номер періоду, на який робимо прогноз;

T_t – тренд за останній період;

S_{t-s+p} – коефіцієнт сезонності за цей же період в останньому сезоні [83].

Коефіцієнти k , b , q приймають значення в діапазоні $0 \div 1$, та мають бути підібрані згідно особливостей конкретної задачі. В даній роботі для підбору оптимальних значень коефіцієнтів моделі використано два методи: повний факторний експеримент та перебір всіх можливих комбінацій значень.

Задля реалізації першого складено план повного факторного експерименту (таблиця 2.7) для варіювання значень коефіцієнтів k , b , q в їхніх крайніх значеннях 0 та 1.

Таблиця 2.7

План повного експерименту пошуку оптимальних коефіцієнтів

№ експерименту	x_0	x_1	x_2	x_3	x_{12}	x_{13}	x_{23}	x_{123}	y	$a_0..a_7$
1	+	-	-	-	+	+	+	-	3,7	0,053
2	+	+	-	-	-	-	+	+	5,4	0,008
3	+	-	+	-	-	+	-	+	3,7	0,003
4	+	+	+	-	+	-	-	-	6,7	0,004
5	+	-	-	+	+	-	-	+	5,2	0,003
6	+	+	-	+	-	+	-	-	5,4	-0,004
7	+	-	+	+	-	-	+	-	5,2	3E-19
8	+	+	+	+	+	+	+	+	6,7	6E-19

Значення коефіцієнтів $a_0..a_7$ отримані із рівняння (1.18) та свідчать про зв'язок і значимість коефіцієнтів k, b, q .

$$y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_3 + a_4x_{12} + a_5x_{13} + a_6x_{23} + a_7x_{123}, \quad (1.19)$$

Виходячи із значень отриманих коефіцієнтів регресійного рівняння, коефіцієнти моделі мають приймати значення: $k = 1$ (0,8), $b = 0,3$ (0,38), $q = 0$. Похибки прогнозування наведено в таблиці 2.8.

Таблиця 2.8

Значення MAPE прогнозування та коефіцієнтів k, b, q методу Холта-Вінтерса

№ год	Повний факторний аналіз		Метод перебору								
	k=1; b=0,3; q=0	k=0,8; b=0,38; q=0	крок 0,1			крок 0,05			крок 0,01		
			k	b	δ%	k	b	δ, %	k	b	δ, %
1	0,85	0	0	0	2,94	0,4	0	2,99	0,4	0	3,11
2	0,42	0,4	1	0	1,79	0,8	0	1,79	0,8	0	1,68
3	2,92	3,72	1	0	3,2	0,6	0	3,28	0,6	0	3,28
4	0,2	1,82	0	0	1,19	0,3	0	1,03	0,3	0	0,61
5	0,71	0,89	1	0	0	1	0	0	1	0	0
6	3,86	4,73	0	0	3,86	0,3	0	4,06	0,3	0	4,06
7	0,75	2,24	0	0	0,11	0,2	0	0,11	0,2	0	0,26
8	0,07	0,68	0	0	0,92	0,4	0	0,92	0,4	0	0,92
9	1,53	1,83	0	0	2,35	0,2	0	2,35	0,2	0	2,43
10	2,07	1,71	0	0	1,51	0,1	0	1,15	0,1	0	1,1
11	1,23	1,25	0	0	1,93	0,3	0	1,93	0,2	0	1,61
12	0,55	0,19	1	0	0,16	0,8	0	0,16	0,8	0	0,14
13	0,65	0,17	1	0	0,17	0,9	0	0,17	0,9	0	0,14
14	2,47	1,94	1	0	1,85	1	0	1,85	1	0	1,85
15	0,27	0,48	1	0	0,33	1	0	0,33	1	0	0,33
16	2,42	2,38	1	0	1,18	1	0	1,18	1	0	1,19
17	1,53	1,73	1	0	0,34	1,1	0	0,37	1	0	0,35
18	2,92	3,14	1	0	1,67	1	0	1,67	1	0	1,67
19	1,52	1,06	1	0	0,53	1	0	0,4	1	0	0,43
20	7,94	7,94	0	0	0,04	0,2	0	0,58	0,1	0	0,32
21	0,64	0,93	0	0	0	0	0	0	0	0	0
22	2,22	2,59	1	0	0	1	0	1,39	1	0	1,39
23	0,38	1,03	1	0	0,38	0,9	0	0,38	0,9	0	0,38
24	1,22	0,88	1	0	2,19	0,4	0	2,86	0,3	0	2,93
MAPE, %	1,64	1,82			1,19			1,28			1,25

Також, підбір коефіцієнтів k, b, q здійснено за допомогою перебору всіх

можливих комбінацій із дискретністю 0,1; 0,05 та 0,01 за критерієм вибору – мінімальна похибка згладжування. Цей підхід виявився ефективнішим, тому розроблено програму, яка визначає оптимальні коефіцієнти окремо для кожного зрізу. В таблиці 2.8 наведено значення похибок прогнозування базової складової навантаження та оптимальні коефіцієнти (в усіх випадках $q=0$).

Як зазначено в таблиці 2.8 значення похибки є найменшим при виборі коефіцієнтів k , b , q за допомогою перебору можливих комбінацій їх значень із дискретністю 0,1.

Медіана регресія. Модель медіанної регресії записується так:

$$Med(y_i | x_i) = a_0 + a_1 x_i \quad (2.20)$$

Твердженням медіанної моделі є те, що медіана залежної змінної y лінійно залежить від незалежної змінної x . Цільовою функцією є мінімізація суми модулів залишків:

$$M(\hat{a}_0, \hat{a}_1) = \sum |y_i - \hat{y}_i| \quad (2.21)$$

МАРЕ прогнозування добових графіків базової складової навантаження за допомогою медіанної регресії становлять 1,72% та 1,14%, порівняно із значеннями МАРЕ, що отримані за допомогою методу Холта-Вінтерса – 1,63% та 1,19%. На рис. 2.7 зображено стовпчасті діаграми відносних похибок прогнозування базової складової навантаження двох діб за допомогою медіанної регресії та методу Холта-Вінтерса.

На стовпчастих діаграмах рис. 2.7 спостережуваний широкий розмах похибок 7,8 та 3,9%, лише де-не-де зустрічаються високі підвищення, частіше – значення, близькі до 0. Загалом значення складають менше двох відсотків. Жодна із моделей не демонструє стабільності, МАРЕ яких є майже однаковими.

На рис. 2.8 зображені прогнозовані графіки базової складової навантаження двома розглянутими методами.

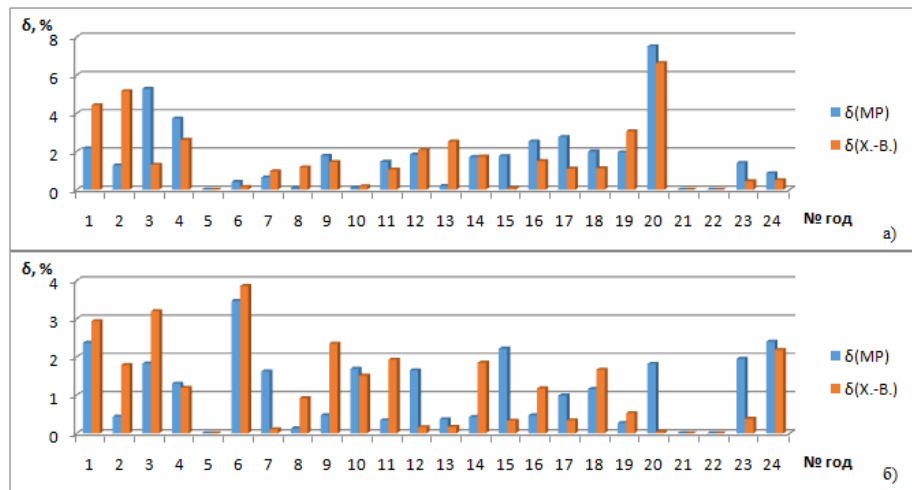


Рис. 2.7 Столпчасті діаграми відносних похибок прогнозування базової складової навантаження для середи (а) та четверга (б)

Графіки, прогнозовані за допомогою обох методів, доволі точно повторюють форму фактичних графіків та несуттєво відрізняються за значеннями, що вже проілюстровано значеннями похибок.

Прогнозовані значення температурної складової навантаження за допомогою поліноміальної регресії із вибором оптимального степеня та межі «зони нечутливості» наведено в таблиці 2.9. Наведено лише точки, в яких значення температури лежить поза діапазоном «зони нечутливості», тобто, в яких температурна складова не дорівнює нулю.

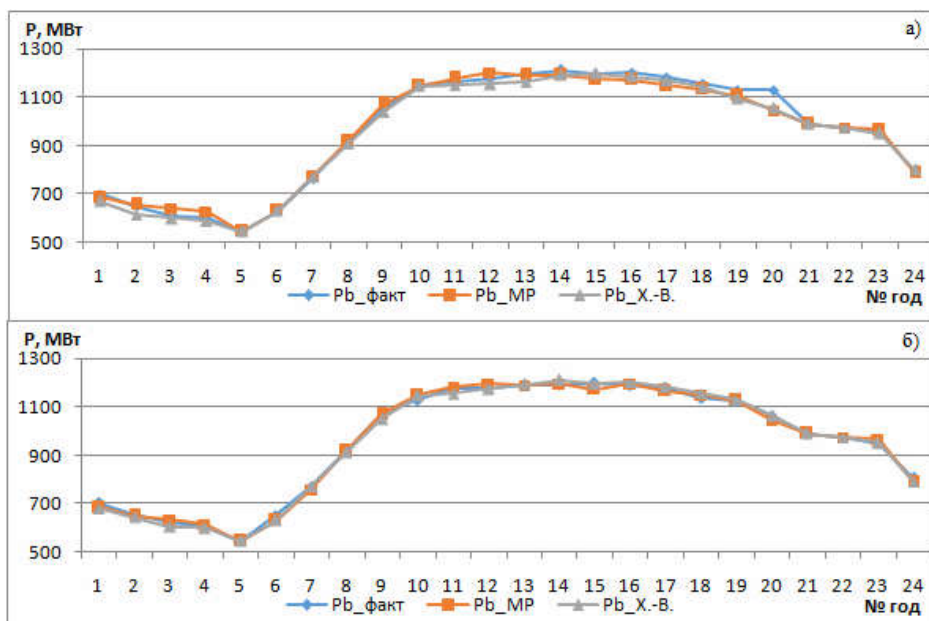


Рис. 2.8 Графіки фактичних і прогнозованих значень базової складової

навантаження середи (а) та четверга (б)

Таблиця 2.9

Прогнозовані значення температурної складової навантаження

№ год	СР					ЧТ				
	межі ЗН		t°	P _t ^ф	P _t	межі ЗН		t°	P _t ^ф	P _t
5	12,75	13	14,5	46	38,37	12,8	13	16,5	68	56,64
21	17,75	21	22,25	114	83,13	17,8	20,5	21,5	121	72,86
22	17	20	21	105	91,63	17	19,8	20	105	102,41
MAPE	18,8%					19,65%				
MAE	17,29 МВт					20,7 МВт				

У випадку тестових днів, температурна складова зустрічається лише в трьох точках доби. Похибки прогнозування в абсолютних одиницях не перевищують 21 МВт. Підсумкові результати прогнозування сумарного електричного навантаження представлені на графіках на рис. 2.9, стовпчасті діаграми відносних похибок прогнозування на рис. 2.10 MAPE становлять 1,62 та 1,45%.

Зважаючи на значення MAPE прогнозування добових графіків електричного навантаження (1,62 та 1,45%) та високу схожість між прогнозованими й фактичними графіками навантаження, можна підсумувати, що результати роботи моделі є досить задовільними, одночасно застосування обох розглянутих методів прогнозування базової складової (медіанної регресії та моделі Холта-Вінтерса) є доцільним.

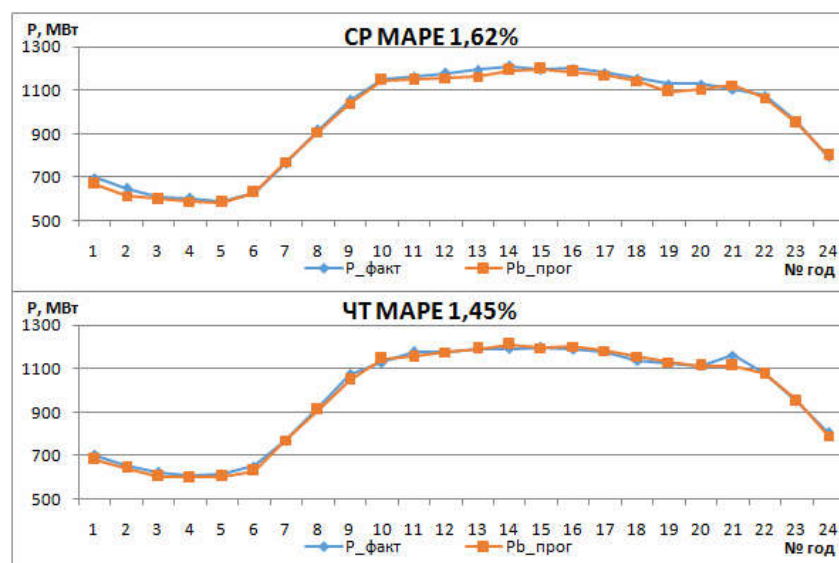


Рис. 2.9 Фактичні і прогнозовані графіки електричного навантаження

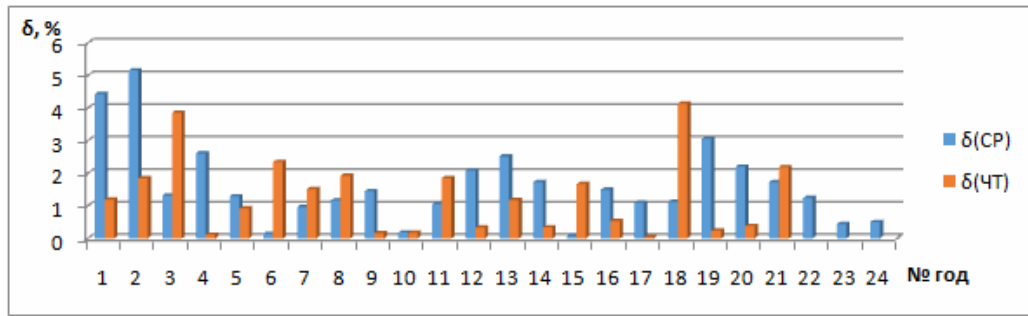


Рис. 2.10 Стовпчасті діаграми MAPE прогнозування електричного навантаження

2.5 Порівняльний аналіз використання методів Гільберта-Хуанга та вейвлет-перетворень для декомпозиції графіків навантаження

Як доповнення до попередніх досліджень щодо декомпозиції графіків, проведено порівняння класичних методів декомпозиції: перетворень Гільберта-Хуанга та вейвлет-перетворень.

Послідовність дій методу Гільберта-Хуанга [84] є такою [5, 8, 85-86]:

1. Пошук у кривій електричного навантаження годинного профілю $P(x)$ значень локальних екстремумів з подальшим групуванням окремо значень локальних мінімумів та максимумів.

2. Визначення точок локальних мінімумів $p_d(x_d)$ та максимумів $p_u(x_u)$.

3. Побудова за цими точками обвідних, які мають бути інтерпольовані за допомогою методу кубічних сплайнів та екстрапольовані із використанням методу Брауна I порядку в діапазоні від 1 до n , де n – обсяг досліджуваної вибірки.

3. Перша складова m шукана є середнім арифметичним значенням між функціями $p_d(x_d)$ та $p_u(x_u)$:

$$m[i] = \frac{p_u[i] + p_d[i]}{2} \quad (2.22)$$

4. Друга складова c_k , де k – номер ітерації, визначається шляхом віднімання значень першої складової від повного навантаження.

5. На кожній наступній ітерації $y(x)$ приймає значення m_{k-1} . Цикл 1-4 завершується в тому випадку, коли кількість точок локальних максимумів чи

мінімумів менше, ніж 2.

В результаті отримані складові m_k та c_k інтерпретовано як базову і температурну складові електричного навантаження відповідно.

У розробленій моделі цей алгоритм дещо адаптовано задля відповідності характеру отриманих складових до реального процесу впливу зміни температури повітря на значення навантаження. А саме внесено такі зміни:

1. В процесі декомпозиції застосовано лише обвідну локальних мінімумів $p_d(x_d)$ графіка навантаження, таким чином здебільшого базова та температурна складові мають значення більші за 0, додатково визначаються межі «зони нечутливості», при значеннях температур цього діапазону температурна складова рівна нулю.

2. Після виділення кожної нової складової розраховується їх сума Σc_k , й визначається коефіцієнт кореляції $R(\Sigma c_k, t^\circ)$, його значення є додатковою умовою для зупинки циклу декомпозиції [5, 8, 85-86].

Задля проведення декомпозиції за допомогою вейвлет-перетворень використано вейвлети Добеши 4 порядку [87]:

$$\varphi(t) = \sqrt{2} \sum_k h_k \varphi(2t - k); \quad (2.23)$$

$$\psi(t) = \sqrt{2} \sum_k g_k \varphi(2t - k),$$

де $\varphi(t)$ – материнський вейвлет, як сума зміщених та зважених копій самого себе;

$\psi(t)$ – вейвлет-функція;

t, k – індекси;

h, g – масиви коефіцієнтів:

$$h = \left[\frac{1 + \sqrt{3}}{4}, \frac{3 + \sqrt{3}}{4}, \frac{3 - \sqrt{3}}{4}, \frac{1 - \sqrt{3}}{4} \right]; \quad (2.24)$$
$$g = \left[\frac{1 - \sqrt{3}}{4}, \frac{-(3 - \sqrt{3})}{4}, \frac{3 + \sqrt{3}}{4}, \frac{-1 - \sqrt{3}}{4} \right].$$

Випробування проведено за даними Київенерго зимового сезону 01.11.15-29.02.16 (робочі дні з вівторка по четвер). Згідно значень коефіцієнтів кореляції (таблиця 2.10) між температурою та температурною складовою, що виділена за

допомогою методу Гільберта-Хуанга має більший зв'язок із температурою як до апроксимації так і після.

Таблиця 2.10

Значення коефіцієнтів кореляції між температурою повітря і температурними складовими, отриманими за допомогою описаних методів

№ год	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
R_1	55	70	52	51	65	67	59	46	56	54	61	56
R_2	-93	-95	-95	-93	-96	-98	-99	-92	-94	-94	-97	-98
R_3	-50	-48	-46	-45	-45	-45	-38	-25	-31	-36	-34	-30
№ год	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
R_1	64	48	45	45	52	57	69	57	61	63	76	86
R_2	-99	-98	-97	-99	-100	-100	-99	-100	-99	-99	-97	-98
R_3	-32	-30	-33	-34	-43	-39	-39	-40	-40	-42	-49	-55

де R_1 – коефіцієнт кореляції між температурною складовою, виділеною за допомогою методу Гільберта-Хуанга, та температурою;

R_2 – коефіцієнт кореляції між температурною складовою, виділеною за допомогою методу Гільберта-Хуанга та апроксимованою за температурою, та температурою;

R_3 – коефіцієнт кореляції між температурною складовою, отриманою за допомогою вейвлет-перетворень, та температурою.

До прикладу на рис. 2.11 наведено графіки базових складових отриманих двома методами для 11 годинного профілю. (Pb_1 – базова складова, отримана за допомогою методу Гільберта-Хуанга; Pb_2 – базова складова, отримана за допомогою методу вейвлет-перетворень.

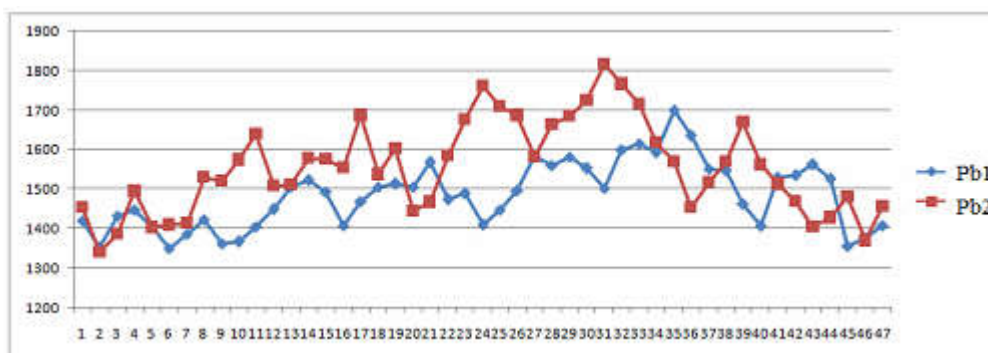


Рис. 2.11 Графіки базових складових, отриманих двома методами для 11 годинного профілю

Як видно із цих графіків базова складова, отримана за допомогою методу вейвлет-перетворень є більш різкозмінною та завищеною відносно повного навантаження.

Отже, з огляду на більш тісний зв'язок між температурою повітря та температурною складовою, отриманою за допомогою перетворень Гільберта-Хуанга, ніж складовою, отриманою за допомогою вейвлет-перетворення та більш відповідний процесові характер зміни базової складової, отриманої за допомогою перетворень Гільберта-Хуанга, цей метод є доцільнішим для вирішення задачі декомпозиції графіка навантаження.

2.6 Модель короткострокового прогнозування графіків сумарного електричного навантаження із застосуванням попередньої декомпозиції за допомогою перетворення Гільберта-Хуанга

З огляду на отримані результати випробування методів декомпозиції графіків навантаження, побудовано наступну модель, яка містить попередню декомпозицію за допомогою перетворень Гільберта-Хуанга та окреме прогнозування отриманих складових: температурної за допомогою поліноміальної регресії із підбором оптимального степеня та моделі, базової – за допомогою методу канонічного розкладання випадкових процесів [8].

Задля прогнозування температурної складової використовується поліноміальна регресія з підбором оптимальних степеня та моделі [4]:

$$P = \sum_{i=0}^m a_i t^i \quad (2.25)$$

де i змінюється від 0 до значення оптимального степеня m ; a – коефіцієнти поліноміального рівняння, які визначаються таким чином: система алгебраїчних рівнянь будується з допомогою матричного методу. Матриця вхідних параметрів (значень температури повітря) $t\{[1], [t_i], [t_i^2] \dots [t_i^m]\}$ найчастіше є прямокутною, тому потрібно застосувати матричні перетворення рівняння (2.25), тоді шукані коефіцієнти визначаються за рівнянням (2.27):

$$tA = P; \quad (2.26)$$

$$t^T tA = (t^T P) \quad (2.27)$$

Для підвищення універсальності методу розрахунку системи рівнянь (2.30), а саме уникнення випадків, коли матриця $t^T t$ не має оберненої, отриману систему алгебраїчних рівнянь варто розв'язувати за допомогою методу Гауса. Попередні дослідження вказують, що достатнім є підбір степеня від 2 до 10. Водночас для кожного степеня відбувається вибір оптимальної моделі шляхом перебору можливих варіантів комбінацій занулення коефіцієнтів. Критерієм вибору оптимальної моделі є мінімальне значення середньої відносної похибки (MAPE) [8].

Оскільки, на відміну від попередньої моделі, графіки отриманих базових складових є змінними у досить вузькому діапазоні, для її прогнозування використано метод канонічного розкладання випадкових процесів. Метод канонічного розкладання [85-86] є представленням функції $Pb(t)$ у вигляді:

$$Pb(t) = m_{pb}(t) + \sum_v V_v \varphi_v(t) \quad (2.28)$$

де $m_{pb}(t)$ – математичне очікування базової складової навантаження, V_v – деякі випадкові величини, математичне очікування яких рівне 0, $\varphi_v(t)$ – координатна функція, що розраховується за такою формулою:

$$\varphi_v(t) = \frac{1}{D_v} M(\dot{P}b(t)V_v) \quad (2.29)$$

де D_v – значення дисперсії вибірки випадкових чисел;

$Pb(t)$ – значення базової складової навантаження, нормовані за середнім значенням (відхилення вихідної функції від середнього значення).

Вибірка випадкових чисел має відповідати таким умовам:

$$M[V_v] = 0; \quad M[V_v V_m] = 0 \quad (m \neq v) \quad (2.30)$$

Випадкові числа були отримані за допомогою генератора білого шуму.

Прогнозування базової складової виконується за формулою:

$$Pb_{(t+1)} = m_{pb}(t) + \varphi_v(t)V_v \quad (2.31)$$

Прогнозний графік електричного навантаження є алгебраїчною сумою

температурної й базової складових у кожній годині добового графіка.

Випробування цієї моделі проведено за даними Київенерго за зимовий період з 01.11.2015 до 31.03.2016 та за літній період з 01.06.2015 до 31.08.2015. Обидві вибірки мають погодинну дискретність та містять винятково робочі дні з вівторка до четверга. Дані щодо температури повітря були отримані з відкритих джерел для міста Києва з дискретністю 3 години, тому для отримання їхніх погодинних значень було проведено інтерполяцію цих даних [8, 85].

На рис. 2.12 зображено графіки температурної складової й температури повітря для 12-годинного профілю обох вибірок, де чітко спостерігається обернена (для зимового) й пряма (для літнього періоду) кореляція [88]. Тестування математичної моделі проводилось для декількох днів, для літнього періоду – на чотири дні, для зимового – на три дні. Для оцінки похибки прогнозу використовується значення MAPE. Результати прогнозування наведені в таблиці 2.11.

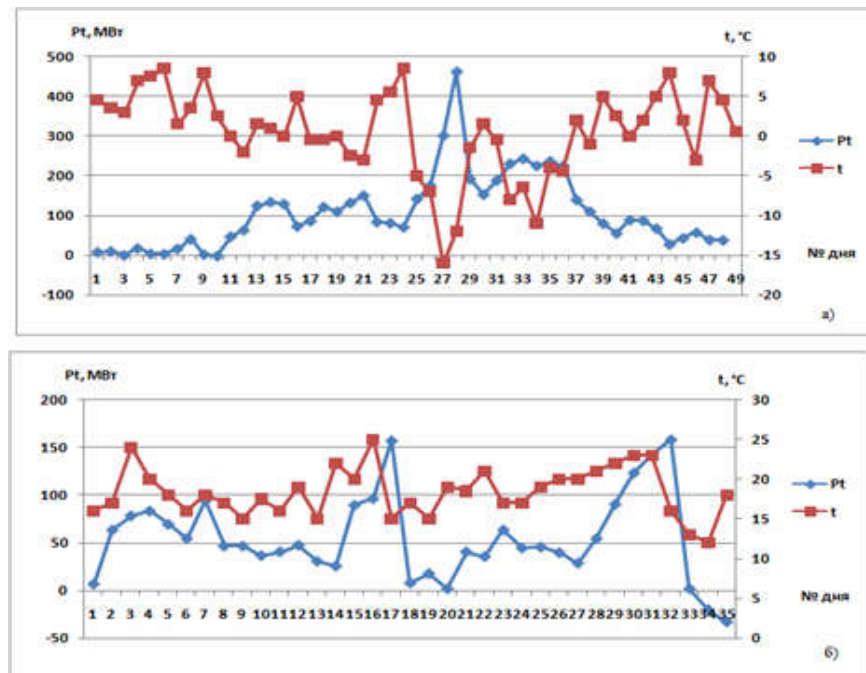


Рис. 2.12 Графіки температурної складової та температури зимового (а) та літнього (б) періодів

Значення MAPE прогнозування за допомогою описаної моделі

Прогнозні дні	Літній період				Зимовий період		
	1	2	3	4	1	2	3
MAPE, %	1,95	1,46	1,65	1,89	1,98	1,88	3,15

Отже, згідно з результатами випробувань описаної моделі із застосуванням декомпозиції за допомогою методу Гільберта-Хуанга, її застосування сприяє побудові більш точної регресійної залежності для прогнозування температурної складової. Використання запропонованого методу дає змогу забезпечити похибку результатів прогнозування електричного навантаження у межах $1,5 \div 3,15\%$.

2.7 Застосування ШНМ для прогнозування графіків електричного навантаження

Штучні нейронні мережі (ШНМ) є обчислювальними системами, що натхненні з біологічних нейронних мереж, що становлять основу мозкової активності у тварин. ШНМ ґрунтуються на агрегації зв'язаних між собою вузлів (штучні нейрони), що відтворюють функції нейронів у біологічному мозку. Кожне з'єднання, аналогічно до синапсів у біологічному контексті, може передавати сигнал іншим нейронам. Штучний нейрон, приймаючи сигнал, здійснює його обробку та може відправляти сигнали іншим нейронам, з якими він з'єднаний.

У реалізаціях ШНМ сигнал при з'єднанні представлений числовим значенням, а вихід кожного нейрона визначається за допомогою нелінійної функції, яка враховує суму його вхідних сигналів. З'єднання між нейронами називаються ребрами, кожне з них має вагу, яка піддавалася коригуванню під час процесу навчання. Вага регулює силу сигналу, що передається через з'єднання, збільшуючи або зменшуючи його. Нейрони можуть бути налаштовані на використання порогу, при якому сигнал передається лише тоді, коли загальний сигнал перевершить це порогове значення.

Типовою практикою є агрегація нейронів у шари, де різні шари виконують різні перетворення на своїх входах. Сигнали подаються від вхідного шару до вихідного шару, можливо, пройшовши через шари кілька разів.

Існують різноманітні методи навчання ШНМ: навчання з учителем (зворотне поширення помилки, градієнтний спуск тощо), навчання без учителя (алгоритм кластеризації, алгоритм зниження розмірності), навчання з підкріпленням тощо. Практично будь-який алгоритм може ефективно працювати з вірними гіперпараметрами для тренування конкретного набору даних. Проте вибір і налаштування алгоритму для ефективного навчання на нових даних вимагає чималої кількості експериментів.

Сьогодні ШНМ знайшли застосування в різних галузях, таких як комп'ютерний зір, розпізнавання мови, машинний переклад, соціальні мережі, ігрові платформи, медична діагностика, живопис.

Основними перевагами нейронних мереж є: вирішення задач в умовах невизначеності; стійкість до шуму у вхідних даних; гнучкість архітектури нейронних мереж; висока швидкодія; здатність пристосування до змін.

Недоліками нейронних мереж є: наближеність відповідей; трудомісткість і тривалість навчання; потреба у великій кількості даних.

В цій роботі використано ШНМ типу LSTM.

Довга короткочасна пам'ять (LSTM) [89] – це архітектура рекурентних нейронних мереж, яку запропонували Зепп Хохрайтер та Юрген Шмідгубер у 1997 році. Вона вирішує проблему короткочасної пам'яті в рекурентних мережах, де інформація часто перезаписується на кожному кроці навчання.

LSTM-модулі були розроблені для уникнення проблем довготривалих залежностей, здатність запам'ятовувати як короткі, так і довгі проміжки часу. Основний принцип полягає в тому, що LSTM-модуль не застосовує функції активації всередині своїх рекурентних компонентів. Це дозволяє зберігати інформацію без її розмивання в часі, а градієнт при застосуванні методу зворотного поширення помилки в часі під час тренування мережі залишається стійким. Ключовими компонентами LSTM-модуля є стан комірки і певні

фільтри. Стан комірки можна розглядати як пам'ять мережі, яка передає відповідну інформацію по всьому ланцюжку модулів. Це дозволяє зберігати і використовувати інформацію з ранніх часових кроків на більш пізніх, знімаючи обмеження короткочасної пам'яті. Такий підхід робить LSTM ефективним у роботі з послідовностями та завданнями, які вимагають довгострокового зберігання інформації.

Процес роботи LSTM складається з декількох етапів:

Позначивши змінні σ – сигмоїдна активаційна функція; W_f, W_i, W_c, W_o – вагові коефіцієнти; b_f, b_i, b_c, b_o – коефіцієнти зсуву; x_t – вхідні дані; h_{t-1}, h_t – прогнознi значення; C'_t – вектор корекції комірки пам'яті; C_t, C_{t-1} – стан комірки пам'яті, алгоритм мережі LSTM можна описати наступним чином [90]:

1. Шар фільтра забування (Forget Gate):

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f), \quad (2.32)$$

Цей шар визначає, яка частина попереднього стану пам'яті C_{t-1} повинна бути забута на поточному кроці часу t . Це рішення приймає сигмоїдна активаційна функція.

2. Шар входу (Input Gate):

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i), \quad (2.33)$$

Цей шар визначає, яка частина вектора корекції пам'яті C'_t повинна бути додана до стану пам'яті C_{t-1} . Це рішення приймає, також, сигмоїдна активаційна функція.

3. Вектор корекції пам'яті (Memory Correction Vector):

$$\hat{C} = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c), \quad (2.34)$$

Цей вектор визначає нові значення, які можна додати до стану пам'яті C_{t-1} . Функція гіперболічного тангенса $\tanh$ вирішує, які значення має отримати вектор корекції.

4. Оновлення стану пам'яті (Updated Memory State):

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \hat{C}_t, \quad (2.35)$$

Ця формула оновлює стан пам'яті на поточному кроці, враховуючи вибір забування f_t та вибір введення i_t .

5. Вихідний шар (Output Gate):

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o), \quad (2.36)$$

Цей шар визначає, яка частина оновленого стану пам'яті C_t буде виведена на поточному кроці. Сигмоїдна активаційна функція регулює вибір виведення.

6. Прогнозоване значення (Predicted Output):

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t), \quad (2.37)$$

Ця формула визначає прогнозоване значення на поточному кроці, залежне від вибору вихідного шару o_t та оновленого стану пам'яті C_t .

Окрім прогнозування, LSTM широко застосовують в: робототехніці, різних галузях мистецтва, роботі з текстами, системах відео спостереження тощо.

Задля тестування модель LSTM-мережі втілено в середовищі програмування Matlab2019 [91]. Вхідними даними є щогодинні значення електричного навантаження АК Київенерго періодів червень-серпень 2015 р. та червень-серпень 2016 р. Тренувальна вибірка складає 90%, тестова – 10%.

Дані стандартизовано, щоб вони мали математичне очкування 1 і середньоквадратичне відхилення 0. Шар LSTM містить 200 нейронів. Функція оптимізації – 'adam', кількість епох навчання 125, початковий крок навчання 0,005. Задля запобігання вибуху градієнтів, встановлено поріг градієнта 1.

На рис. 2.13 зображено графік фактичних і прогнозованих значень навантаження, а також графіки середньоквадратичних похибок RMSE (2.38), загальне значення якої становить 59,862 МВт.

Середньоквадратична похибка (Root Mean Square Error) RMSE:

$$RMSE = (n^{-1} \sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2)^{1/2}; \quad (2.38)$$

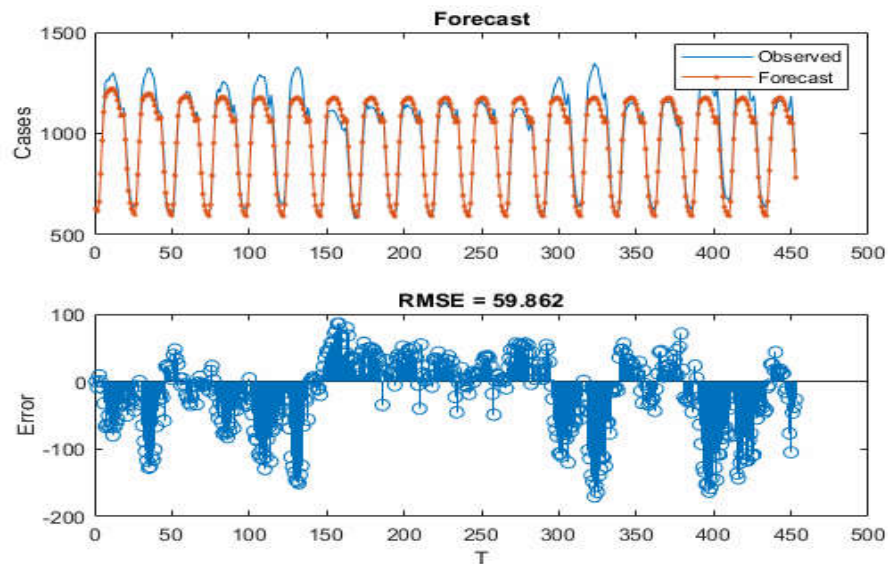


Рис. 2.13 Порівняння прогнозованих даних з фактичними

Проведено три досліді, вибірка – літні сезони 2015, 2016 років. Змінювані параметри та похибки прогнозу наведені в таблиці 2.12.

Таблиця 2.12

Значення похибок прогнозування MAPE LSTM при змінних параметрах

№ експерименту	% навчальної вибірки	К-сть епох	К-сть значень в тестовій вибірці	MAPE, %
1	90	500	453	7,84
2	90	1000	294	3,74
3	95	1000	226	4,75

Як зазначено в таблиці 2.12, збільшення тестової вибірки до 95% сприяє перенавчанню й призводить до зростання похибки. Збільшення кількості епох навчання вдвічі сприяє зменшенню похибки прогнозування, також, вдвічі. Отже, оптимальними є значення: 1000 епох навчання, 90% тренувальної вибірки.

2.8 Побудова та випробування гібридної моделі

Створено гібридну модель, що має декомпозиційну парадигму [91]. Основною метою її створення є компенсація недоліків за рахунок переваг аналітичної моделі та моделі з використанням ШНМ.

Виділення та прогнозування температурної складової графіка електричного навантаження відбувається за описаним у пункті 2.3 алгоритмом,

прогнозування базової складової виконує штучна нейронна мережа глибинного навчання LSTM (детально досліджена в попередньому пункті), її архітектура є такою:

Шар введення → LSTM шар з 200 нейронами → Повнозв'язний шар → Шар регресії для обчислення виходу мережі.

Гіперпараметри: оптимізатор: adam; максимальна кількість епох: 250; поріг градієнту: 1; початковий крок навчання: 0,005.

Це дослідження є більш масштабним за попередні: вибірка передісторії містить дані про електричне навантаження АК Київенерго літнього сезону 2015 року, а прогнозування здійснено на літній сезон 2016 року. Застосовано певні поправки для розрахунку температурної складової. В точках нічних годин, де розрахована від'ємна температурна складова прирівнюється до 0, а значення температури повітря значно вищі за середні для цього годинного зрізу, рівняння залежності електричного навантаження від температури повітря замінюється на рівнянь складене для найближчої години «зони чутливості» (7:00 або 21:00). Отримане значення MAPE прогнозування становить 3,26%. Графік добових значень MAPE зображено на рис. 2.14.

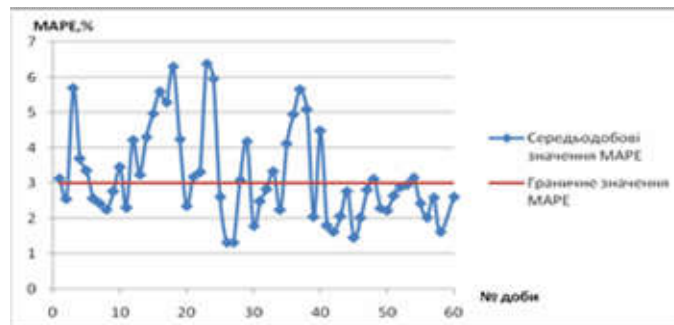


Рис. 2.14 Середньодобові значення MAPE

Як видно із графіку на рис. 2.14 значення похибок нижчі за граничне значення 3% в останній третині прогнозованого інтервалу, що може залежати від досягнення достатньої для прогнозування вибірки передісторії та стабілізації погодних умов в серпні літа 2016 року.

Для прикладу наведені графіки прогнозованих та фактичних значень для діб з найвищою та найнижчої добовою MAPE (рис. 2.15). Погодинні значення похибок цих діб наведено на рис. 2.16.

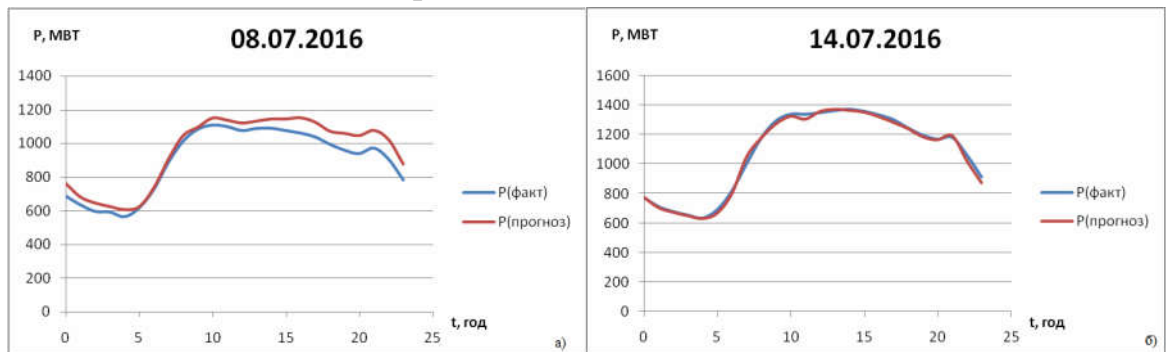


Рис. 2.15 а – Графік фактичного і прогнозованого електричного навантаження в найгірший прогнозний день (MAPE 6.39%); б – Графік фактичного і прогнозованого електричного навантаження в найкращого прогнозний день (MAPE 1,3 %)

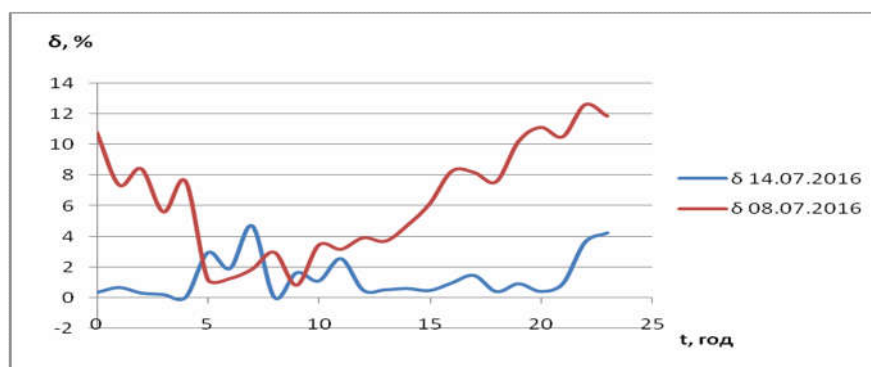


Рис. 2.16 Значення відносних похибок кращого і гіршого прогнозних днів.

Зважаючи на високий ризик закладений в основі тесту цієї моделі, тобто різницю між вибіркою передісторії та тестовою вибіркою в один рік, слід зауважити високу точність її прогнозування. Що дозволяє зробити висновок про стабільність та ефективність цього підходу до прогнозування.

Проведено удосконалення цієї гібридної моделі: попередню декомпозицію здійснено за допомогою методу Гільберта-Хуанга на температурну та базову складові. Прогнозування температурної складової здійснене за допомогою поліноміальної регресії із пошуком оптимального степеня та кориговано отримані значення за допомогою методу пошуку подібності. В цьому випадку пошук подібності відбувається таким чином:

1. У випадку значення температури, яке наявне у вибірці передісторії, прогнозоване значення температурної складової не має виходити за межі діапазону температурної складової передісторії.

$$P_t[t_{\min}] \leq P_t \leq P_t[t_{\max}]. \quad (2.39)$$

2. У випадку значення температури, яке є поза діапазоном вибірки передісторії, прогнозоване значення температурної складової не має виходити за межі діапазону температурної складової передісторії з відповідними поправками на кожен градус:

$$\begin{aligned} P_t[t_{\max+}] &\leq P_t[t_{\max}] + (P_t[t_{\max}] - P_t[t_{\max-1}] \cdot (t_{\max+} - t_{\max})); \\ P_t[t_{\min-}] &\geq P_t[t_{\min}] + (P_t[t_{\min+1}] - P_t[t_{\min}] \cdot (t_{\min} - t_{\min-})), \end{aligned} \quad (2.40)$$

де $P_t[t_{\max+}]$, $P_t[t_{\min-}]$ – шукані значення температурної складової при температурах вище максимального та нижче мінімального значень у вибірці передісторії відповідно;

$P_t[t_{\max}]$, $P_t[t_{\min}]$ – значення температурної складової при максимальному та мінімальному значенні температури у вибірці передісторії відповідно;

$P_t[t_{\max-1}]$, $P_t[t_{\min+1}]$ – значення температурної складової при значеннях температури на 1 нижче максимального та вище мінімального значення у вибірці передісторії відповідно.

У випадку невиконання умови (2.38) значення розрахованої температурної складової замінюється на значення температурної складової у вибірці передісторії при такому ж значенні температури та найбільш схожих значень температур попередньої доби. У випадку невиконання умови (2.39) розраховане значення температурної складової буде замінене на значення, розраховане за (2.39).

Прогнозування базової складової здійснене за допомогою ШНМ LSTM із такими гіперпараметрами: кількість прихованих шарів – 1, кількість нейронів прихованого шару – 200, алгоритм оптимізації – adam, початковий крок навчання – 0,005, кількість епох навчання – 250. В цій моделі додатково враховано астрономічну складову, алгоритм виділення якої є таким:

1. Розглядаються масиви виділеної температурної складової профілів годин, в яких передбачувано виникає астрономічна складова (для літнього сезону 21÷23).

2. Відповідні значення віднімаються від значення навантаження останньої години, де відсутня астрономічна складова:

$$P_{i,j}^{AC} = P_{i,20}^t - P_{i,j}^t, \quad (2.41)$$

де j змінюється від 21 до 23.

3. У випадку однакових значень температури сусідніх годин – це значення є еталонним.

4. У випадку різних значень температури сусідніх годин необхідно розрахувати середнє значення різниць для кожного профілю за винятком від’ємних значень.

Випробування моделі проведене на даних про електричне навантаження АК Київенерго літнього періоду 2015 року, розглянуто лише робочі дні з вівторка по четвер. Тестова вибірка складає 7 останніх діб досліджуваного періоду. Горизонт прогнозування 24 години. Прогнозування температурної складової здійснене у профілі години, базової – за плинном часу.

Загальне значення MAPE прогнозування становить 3,7%, значення середньодобових похибок наведені на рис. 2.17.

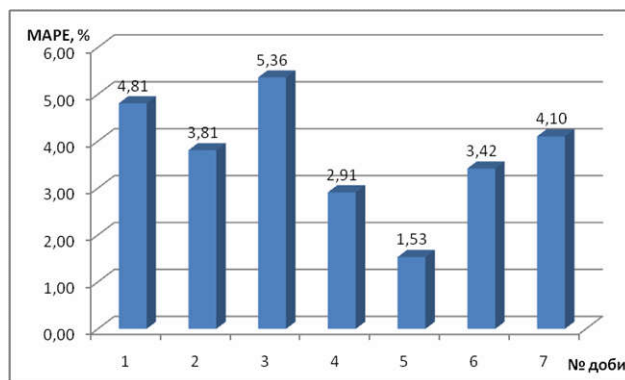


Рис. 2.17 Стовпчаста діаграма добових MAPE прогнозування

До прикладу на рис. 2.18 наведено добові графіки фактичних та прогнозованих значень третьої та п'ятої прогнозної доби.

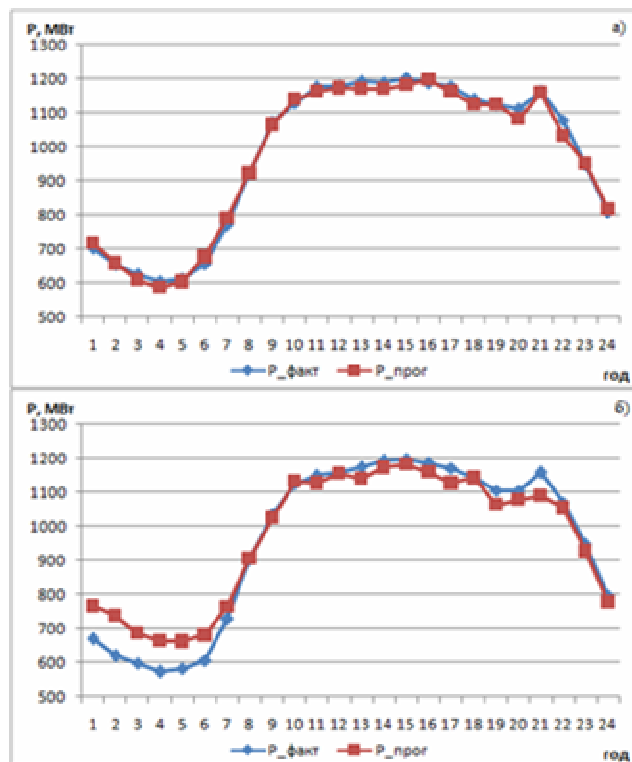


Рис. 2.18 Добові графіки фактичних та прогнозованих значень електричного навантаження а) – третьої прогнозної доби, б) – п'ятої прогнозної доби

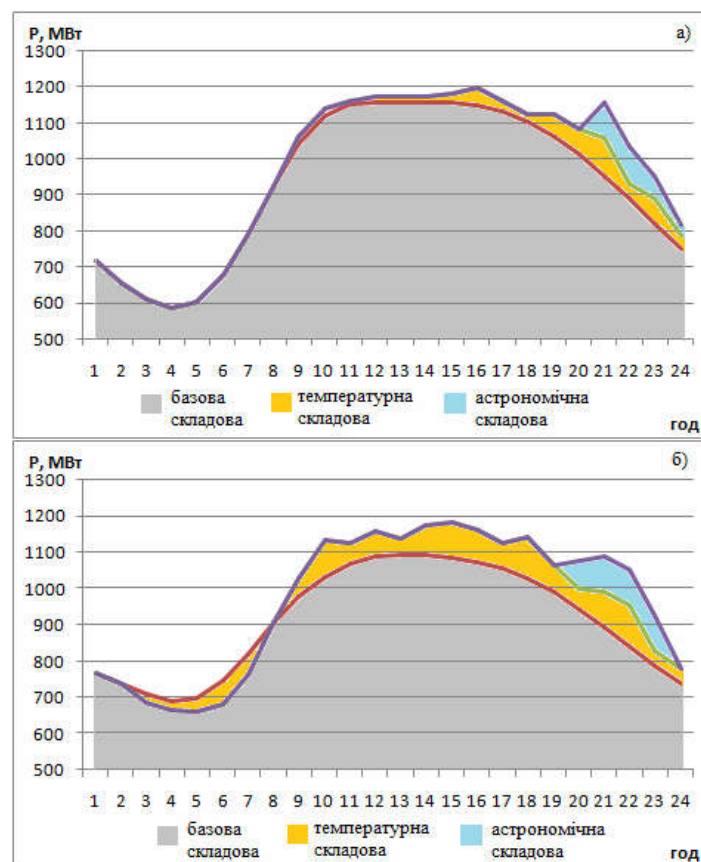


Рис. 2.19 Добові графіки прогнозованих складових графіків електричного навантаження а) – третьої прогнозної доби, б) – п'ятої прогнозної доби

Описана модель демонструє задовільні за точністю результати прогнозування. Вона не потребує великого обсягу передісторії, що є характерним для LSTM, достатній обсяг вибірки ретроспективних даних становить від 30 діб. Суттєвою перевагою цієї моделі є додаткова перевірка та корекція результатів прогнозування температурної складової за допомогою методу пошуку подібності, що дозволяє забезпечити надійність результату. Позитивний ефект на точність прогнозування температурної складової, також, справляє виділення та окреме прогнозування астрономічної складової, що є вельми корисним при дослідженні об'ємних вибірок.

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 2

1. За результатами ретельного аналізу графіків сумарного електричного навантаження на прикладі даних АК Київенерго виявлено високу стохастичність вибірки й потребу в застосуванні багатофакторного прогнозування. Доведено значний однобічний зв'язок між електричним навантаженням та температурою повітря довкілля, що є підставою для її застосування як фактора впливу при побудові моделей прогнозування.

2. Задля декомпозиції графіків електричного навантаження на температурну та базову складові наведено декілька розроблених емпіричних алгоритмів та застосовано формалізований метод Гільберта-Хуанга, який адаптовано згідно з досліджуваним процесом. Кожен із них є здібним до адекватного розрізнення температурної складової графіка навантаження з урахування внутрішніх особливостей процесу впливу зміни температури повітря на значення електричного навантаження. Кожну із запропонованих моделей випробувано на фактичних даних Київської енергосистеми в період 2015-2016 років. Точність прогнозування розроблених моделей оцінено за допомогою MAPE, значення яких коливаються в діапазоні $2,66 \div 3,5$.

3. Показано, що запропоновані моделі із емпіричною декомпозицією і прогнозування складових за допомогою поліноміальної регресії здатні досягти значень похибок прогнозування $1,19 \div 1,82\%$.

4. Розроблено комплексну модель, що складається із емпіричного алгоритму декомпозиції, прогнозування температурної складової за допомогою моделі поліноміальної регресії із вибором оптимального степеня й моделі та прогнозування базової складової за допомогою медіанної регресії або методу Холта-Вінтерса із підбором оптимальних коефіцієнтів. Досягнуті значення похибок $1,45\%$ та $1,62\%$.

5. Розроблено аналітичну комплексну модель, яка складається із попередньої декомпозиції за допомогою перетворень Гільберта-Хуанга, прогнозування температурної складової за допомогою моделі поліноміальної

регресії із вибором оптимального степеня й моделі та прогнозування базової складової за допомогою методу канонічного розкладання випадкових процесів. MAPE прогнозування становить в середньому 2%.

6. Розроблено гібридну модель для прогнозування сумарного електричного навантаження, яка поєднує в собі емпіричну декомпозицію графіків передісторії, прогнозування температурної складової за допомогою моделі поліноміальної регресії із вибором оптимального степеня й моделі та прогнозування базової складової за допомогою моделі штучної нейронної мережі LSTM. За допомогою цієї моделі отримано значення похибки 3,26% при прогнозуванні значень на сезон наступного року. Додатково проведено вдосконалення цієї моделі шляхом застосування адаптованого методу Гільберта-Хуанга для декомпозиції графіків передісторії, а також, врахування астрономічної складової та застосування методу пошуку подібності для корекції результатів прогнозування температурної складової. Внесені зміни дозволили підвищити надійність результатів прогнозування.

7. Сукупність виконаних досліджень та розробка моделей дозволили удосконалити метод прогнозування сумарного електричного навантаження енергосистеми на основі використання алгоритму декомпозиції Гільберта-Хуанга, за рахунок забезпечення відповідності процесу впливу зміни температури повітря на зміну температурної складової електричного навантаження, що підвищило адекватність виділення цієї складової. Отримані результати показали доцільність застосування такого підходу з метою підвищення точності її прогнозування в порівнянні з іншими методами.

Результати експериментальних досліджень даного розділу наведено в таких публікаціях: Посилання [4-5, 8, 81-82, 85-86, 88, 90-91], див. Список використаних джерел стор. 159-170.

РОЗДІЛ 3

РОЗРОБКА МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ СУМАРНИХ НЕБАЛАНСІВ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ ТА ПОСЛУГИ БАЛАНСУВАННЯ

3.1 Розробка моделей для прогнозування сумарних небалансів електроенергії

Небаланс електричної енергії – розрахована відповідно до правил ринку [1] для кожного розрахункового періоду різниця між фактичними обсягами відпуску або споживання, імпорту, експорту електричної енергії сторони, відповідальної за небаланс, та обсягами купленої і проданої електричної енергії, зареєстрованими відповідно до правил ринку.

3.1.1 Аналіз вибірки ретроспективних даних про небаланси електроенергії

Для дослідження вибірки небалансів використано вибірки фактичних позитивних, негативних й сумарних погодинних значень небалансів електроенергії ОЕС України та Бурштинового енергоострова періоду 20.07.2020-20.07.2021 (обсяг кожної вибірки $n = 8784$) за даними НЕК «Укренерго».

В таблицях 3.1-3.2 наведено характеристики вибірок позитивних, негативних й сумарних небалансів для ОЕС України й Бурштинового енергоострова відповідно та характеристики їхніх функцій математичного очікування з метою оцінки нестационарності розглянутих вибірок.

Позначення в таблицях 3.1-3.2:

ОЕС+ – вибірка позитивних небалансів електроенергії ОЕС;

ОЕС- – вибірка негативних небалансів електроенергії ОЕС;

ОЕСΣ – вибірка сумарних небалансів електроенергії ОЕС;

БЕО+ – вибірка позитивних небалансів електроенергії БЕО;

БЕО- – вибірка негативних небалансів електроенергії БЕО;

БЕОС – вибірка сумарних небалансів електроенергії БЕО;

ΔP – вибірка небалансів електроенергії;

$M(\Delta P)$ – функція математичного очікування відповідної вибірки небалансів:

$$M(\Delta P)_k = \frac{\sum_{i=1}^k \Delta P}{k}; \quad (3.1)$$

де k – змінюється від 1 до n (обсяг вибірки);

R – розмах вибірки;

σ – середньоквадратичне відхилення вибірки;

k_v – коефіцієнт варіації:

$$K_v = \frac{S}{M} \cdot 100\%; \quad (3.2)$$

Таблиця 3.1

**Характеристики вибірок позитивних, негативних та сумарних
небалансів електричної енергії ОЕС України**

Показник	ОЕС+		ОЕС-		ОЕСΣ	
	ΔP	$M(\Delta P)$	ΔP	$M(\Delta P)$	ΔP	$M(\Delta P)$
max, МВт·год	6015,6	4088,2	3785,2	815,2	5541,9	3640,9
min, МВт·год	0	1507,9	0	340	-3175	758
R, МВт·год	6015,6	2580,3	3785,2	475,2	8717,2	2882,8
M, МВт·год	1507,9	2252,4	749,9	648,3	758	1604,1
σ , МВт·год	1222,3	670,2	501,2	130,2	1456,5	785
k_v , %	81,1	29,8	66,8	20,1	192,1	48,9

Таблиця 3.2

**Характеристики вибірок позитивних, негативних та сумарних
небалансів електричної енергії Бурштинового енергоострова**

Показник	БЕО+		БЕО-		БЕОΣ	
	ΔP	$M(\Delta P)$	ΔP	$M(\Delta P)$	ΔP	$M(\Delta P)$
max, МВт·год	379,3	54,3	425,4	154,9	366,7	15,1
min, МВт·год	0	12,9	0	38,9	-414,2	-140,6
R, МВт·год	379,3	41,4	425,4	116	780,9	155,6
M, МВт·год	35,3	41,1	48,6	51,6	-13,3	-10,5
σ , МВт·год	41,9	6,1	64	8,8	80,8	13,6
k_v , %	118,8	15	131,6	17,1	-607	-130

Високі значення розмаху значень (R), середньоквадратичного відхилення (σ) відносного математичного очікування (M) функцій математичного очікування вибірок небалансів свідчать про нестаціонарність досліджуваних часових рядів (незадоволення однієї із трьох умов нестаціонарності).

Для кожної досліджуваної вибірки проведено перевірку гіпотез про вид розподілу (нормальний, рівномірний, Пуассона) за наступним алгоритмом.

Діапазон зміни даних має був розбитий на інтервали однакової довжини h . Кількість інтервалів k обчислюється за формулою Стерджеса:

$$k = [1 + 3.322 \lg(n)], \quad (3.3)$$

де n – обсяг вибірки.

Далі потрібно обчислити довжину інтервалу, розділивши розмах ряду на кількість інтервалів, для кожного інтервалу його середнє значення $\bar{x}_i$, абсолютну частоту f_i , накопичену частоту, та добутки: $x_i \cdot f_i$, $|x_i - \bar{x}| \cdot f_i$ та $(x_i - \bar{x})^2 \cdot f_i$.

Показники центру розподілу

Середнє зважене:

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^k x_i f_i}{\sum_{i=1}^k f_i}; \quad (3.4)$$

Медіана – це значення ознаки, яке розташоване посередині впорядкованого ряду вибірки. Якщо медіана і середнє арифметичне значення суттєво відрізняються, це може вказувати на асиметрію або скошеність розподілу, наявність аномальних значень чи мультимодальність розподілу.

Абсолютні показники варіації

Розмах:

$$R = x_{\max} - x_{\min}; \quad (3.5)$$

Середнє лінійне відхилення:

$$d = \frac{\sum_{i=1}^k |x_i - \bar{x}| f_i}{\sum_{i=1}^k f_i}; \quad (3.6)$$

Дисперсія:

$$D = \frac{\sum_{i=1}^k (x_i - \bar{x})^2 f_i}{\sum_{i=1}^k f_i}; \quad (3.7)$$

Незміщена оцінка дисперсії:

$$S^2 = \frac{\sum_{i=1}^k (x_i - \bar{x})^2 f_i}{\sum_{i=1}^k f_i - 1}; \quad (3.8)$$

Основна різниця між дисперсією та її незміщеною оцінкою полягає в тому, що незміщена оцінка дисперсії має додаткове виправлення $n-1$ у знаменнику, яке компенсує зменшену кількість ступенів свободи, коли оцінюється дисперсія на основі вибірки, а не генеральної сукупності. Таким чином, незміщена оцінка дисперсії є більш точною оцінкою дисперсії у випадку, коли дані отримані з вибірки.

Середнє квадратичне відхилення:

$$\sigma = \sqrt{D}; \quad (3.9)$$

Оцінка середнього квадратичного відхилення:

$$s = \sqrt{S^2}; \quad (3.10)$$

Якщо різниця між дисперсією і незміщеною оцінкою дисперсії (відповідно й між середньоквадратичним відхиленням та оцінкою середньоквадратичного відхилення) значна, це може свідчити про наявність викидів або аномалій у вибірці.

Відносні показники варіації

Коефіцієнт варіації ν , лінійний коефіцієнт варіації K_d та коефіцієнт осциляції K_r – це міри варіабельності даних, які використовуються в статистиці та аналізі даних. Коефіцієнт варіації виражає відносну міру варіабельності даних відносно їхнього середнього значення. Коефіцієнт осциляції вказує наскільки великими є коливання в порівнянні з їхнім зміщенням.

Коефіцієнт варіації:

$$\nu = \frac{\sigma}{\bar{x}} 100\%; \quad (3.11)$$

Лінійний коефіцієнт варіації:

$$K_d = \frac{d}{\bar{x}} 100\%; \quad (3.12)$$

Коефіцієнт осциляції:

$$K_r = \frac{R}{\bar{x}} 100\%; \quad (3.13)$$

Показники форми розподілу

Коефіцієнт асиметрії As визначає ступінь та напрямок асиметрії розподілу випадкової величини відносно її середнього значення. Якщо розподіл є симетричним, коефіцієнт асиметрії дорівнює 0.

Коефіцієнт ексцесу Ex визначає ступінь висоти та гостроти вершини розподілу випадкової величини.

Ступінь асиметрії:

$$As = \frac{M_3}{s^3}; \quad (3.14)$$

де M_3 – момент третього порядку.

Похибка коефіцієнта асиметрії:

$$s_{As} = \sqrt{\frac{6(n-2)}{(n+1)(n+3)}}; \quad (3.15)$$

Якщо виконується умова

$$\frac{|As|}{s_{As}} < 3, \quad (3.16)$$

то асиметрія вибірки вважається незначною.

Структурний коефіцієнт Пірсона:

$$Asp = \frac{\bar{x} - M_0}{\sigma}; \quad (3.17)$$

Коефіцієнт ексцесу:

$$Ex = \frac{M_4}{s^4}; \quad (3.18)$$

де M_4 – момент четвертого порядку.

Для нормального розподілу значення ексцесу рівне 0.

Середня квадратична помилка коефіцієнту ексцесу:

$$s_{Ex} = \sqrt{\frac{24n(n-2)(n-3)}{(n+1)^2(n+3)(n+5)}}; \quad (3.19)$$

Якщо справедлива умова

$$\frac{Ex}{s_{Ex}} < 3, \quad (3.20)$$

то відхилення вибірки від нормального розподілу є несуттєвим.

Перевірка гіпотез про вигляд розподілу

1. Перевірка гіпотези про розподіл за нормальним законом згідно з критерієм Пірсона

$$K = \sum_{i=1}^k \frac{(f_i - \dot{f}_i)^2}{\dot{f}_i}; \quad (3.21)$$

Це значення має бути порівняне із критичним значенням $K_{кр}$, визначеним за таблицею згідно з параметрами:

$$K_{кр} = \chi^2(k - r - 1; \alpha), \quad (3.22)$$

де k – кількість інтервалів;

r – кількість оцінюваних параметрів моделі;

α – рівень значущості.

Якщо умова $K_{сн} < K_{кр}$ є справедливою, гіпотеза про розподіл за нормальним законом не відхиляється.

2. Перевірка гіпотези про розподіл за нормальним законом згідно із спрощеним критерієм

Справедливими мають бути умови:

$$\begin{aligned} |As| &\leq 3s_{As} \\ |Ex| &\leq 3s_{Ex} \end{aligned} \quad (3.23)$$

3. Перевірка гіпотези про розподіл за нормальним законом згідно із «правилом трьох сигм»

Якщо випадкова величина розподілена згідно із нормальним законом, то абсолютна величина її відхилення від математичного очікування не має перевищувати потрійне середньоквадратичне відхилення, тобто всі значення випадкової величини повинні потрапити в інтервал:

$$(\bar{x} - 3\sigma; \bar{x} + 3\sigma) \quad (3.24)$$

4. Перевірка гіпотези про розподіл за законом Пуасона:

$$K = \sum_{i=1}^k \frac{(f_i - fp_i)^2}{fp_i}, \quad (3.25)$$

де p – ймовірність потрапляння випадкової величини в певний інтервал.

Це значення має бути порівняне із критичним значенням $K_{кр}$, визначеним за таблицею за параметрами:

$$K_{кр} = \chi^2(k - r - 1; \alpha), \quad (3.26)$$

де k – кількість інтервалів;

r – кількість оцінюваних параметрів моделі;

α – рівень значущості.

Якщо умова $K_{сн} < K_{кр}$ є справедливою, гіпотеза про розподіл за законом Пуассона не відхиляється.

5. Перевірка гіпотези про розподіл за рівномірним законом

$$K = \frac{(b - a)^2}{12} n, \quad (3.27)$$

де a та b – нижня та верхня межа інтервалу:

$$a = \bar{x} - \sqrt{3}\sigma, \quad (3.28)$$

$$b = \bar{x} + \sqrt{3}\sigma.$$

Це значення має бути порівняне із критичним значенням $K_{кр}$, визначеним за таблицею за параметрами:

$$K_{кр} = \chi^2(k - r - 1; \alpha), \quad (3.29)$$

де k – кількість інтервалів;

r – кількість оцінюваних параметрів моделі;

α – рівень значущості.

Якщо умова $K_{сн} < K_{кр}$ є справедливою, гіпотеза про розподіл за рівномірним законом не відхиляється.

Гістограми частот [92] для кожної вибірки наведені в Додатку В.

Кожне значення вибірки позитивних небалансів ОЕС України відрізняється від середнього значення 1508,779 в середньому на 1224,359. Середнє значення істотно відрізняється від медіани (1403,63), що свідчить про розподіл вибірки відмінний від нормального. Оскільки коефіцієнт варіації становить понад 80%, то варіація є значною. Присутня незначна правобічна асиметрія та незначний гострий пік. Гіпотеза про те, що випадкова величина підпорядкована нормальному та рівномірному закону розподілу, відкидається. Гіпотеза про те, що дані вибірки мають розподіл Пуассона не відкидається.

Кожне значення вибірки негативних небалансів ОЕС України відрізняється від середнього значення 752,277 в середньому на 503,256. Середнє значення істотно відрізняється від медіани (630,871), що свідчить про розподіл вибірки відмінний від нормального. Оскільки коефіцієнт варіації становить менш, ніж 70%, то варіація є помірною. Присутня значна правобічна асиметрія та значний гострий пік. Гіпотеза про те, що випадкова величина підпорядкована нормальному та рівномірному закону розподілу, відкидається. Гіпотеза про те, що дані вибірки мають розподіл Пуассона не відкидається.

Кожне значення вибірки сумарних небалансів ОЕС України відрізняється від середнього значення 758,364 в середньому на 1465,444. Середнє значення істотно відрізняється від медіани (602,161), що свідчить про розподіл вибірки відмінний від нормального. Оскільки коефіцієнт варіації становить понад 100%, то варіація є надвисокою. Присутня незначна правобічна асиметрія та незначно пологий пік. Гіпотеза про те, що випадкова величина підпорядкована нормальному та рівномірному закону розподілу, відкидається. Гіпотеза про те, що дані вибірки мають розподіл Пуассона не відкидається.

Кожне значення вибірки позитивних небалансів БЕО відрізняється від середнього значення 36,532 в середньому на 41,336. Середнє значення істотно відрізняється від медіани (12,644), що свідчить про розподіл вибірки відмінний від нормального. Оскільки коефіцієнт варіації становить понад 100%, то варіація є надвисокою. Присутня значна правобічна асиметрія та значний гострий пік. Гіпотеза про те, що випадкова величина підпорядкована нормальному, рівномірному закону розподілу та закону розподілу Пуасона відкидається.

Кожне значення вибірки негативних небалансів БЕО відрізняється від середнього значення 49,508 в середньому на 63,64. Середнє значення істотно відрізняється від медіани (14,181), що свідчить про розподіл вибірки відмінний від нормального. Оскільки коефіцієнт варіації становить понад 100%, то варіація є надвисокою. Присутня значна правобічна асиметрія та значний гострий пік. Гіпотеза про те, що випадкова величина підпорядкована

нормальному, рівномірному закону розподілу та розподілу Пуасона відкидається.

Кожне значення вибірки сумарних небалансів БЕО відрізняється від середнього значення -13,692 в середньому на 82,299. Середнє значення істотно відрізняється від медіани (-23,765), що свідчить про розподіл вибірки відмінний від нормального. Оскільки коефіцієнт варіації становить понад 100%, то варіація є надвисокою. Присутня незначна лівобічна асиметрія та значний гострий пік. Гіпотеза про те, що випадкова величина підпорядкована нормальному та рівномірному закону розподілу, відкидається. Гіпотеза про те, що дані вибірки мають розподіл Пуассона не відкидається.

В Додатку В таблиці В.1 наведено статистичні показники досліджуваних вибірок, в таблиці В.2 розрахункові дані щодо визначення закону розподілу.

За показниками, наведеними в цих таблицях можна зробити висновки про високу варіабельність вибірок, що засвідчують високі значення відхилень порівняно із середньозваженим, близькі та вищі за 100% значення коефіцієнтів варіації та надто високі значення коефіцієнтів осциляції (особливо для вибірок сумарних небалансів). Жодна з вибірок не має симетричного розподілу, та кожна, окрім вибірки сумарних небалансів БЕО, мають правобічну асиметрію. Для вибірок негативних небалансів ОЕС та позитивних, негативних БЕО асиметрія є значною. Усі вибірки (окрім сумарних небалансів ОЕС) є гостропіковими, лише для вибірок позитивних та сумарних небалансів ОЕС відхилення за статистикою ексцесу є незначним.

Для жодної із вибірок не є справедливими усі умови нормального розподілу та умова рівномірного розподілу, тому гіпотези про нормальний чи рівномірний розподіл відхилено. Для вибірки позитивних, негативних, сумарних небалансів ОЕС та сумарних БЕО немає підстав відхиляти гіпотезу про розподіл Пуасона.

Оскільки більшість вибірок небалансів електроенергії змінюються за законом розподілу Пуасона, доцільним є застосування задля їх прогнозування ІННМ LSTM.

Проведено аналіз кореляцій та періодичності досліджуваних вибірок задля виявлення внутрішніх та зовнішніх закономірностей часових рядів. В таблиці 3.3 наведено коефіцієнти автокореляції (3.30) кожної досліджуваної вибірки [93].

$$R_a = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum (x_i - \bar{x})^2 \sum (y_i - \bar{y})^2}}; \quad (3.30)$$

$$x_i = \Delta P_i \quad i \in (1; n-1)$$

$$y_i = \Delta P_j \quad j \in (2; n)$$

Таблиця 3.3

**Значення коефіцієнтів автокореляції досліджуваних вибірок
небалансів електроенергії**

Вибірка	ОЕС+	ОЕС-	ОЕСΣ	БЕО+	БЕО-	БЕОΣ
R _a , %	93,6	92,9	94,5	85,6	89,3	88,5

Згідно зі значеннями, наведеними в цій таблиці, вибірки небалансів ОЕС України демонструють доволі високий рівень автокореляції понад 90%, вибірки Бурштинового острова мають дещо нижчий рівень.

Задля кращого розуміння характеру досліджуваних вибірок, проведено кореляційних аналіз між небалансами електроенергії (ΔP) й сумарним електроспоживанням (P_{cn}) та між небалансами електроенергії й даними, що стосуються обсягів генерації ВДЕ (а саме: фактичним обсягом генерації ВДЕ ($ВДЕ_f$), прогнозованим обсягом генерації ВДЕ ($ВДЕ_p$) та похибкою прогнозу обсягу генерації ВДЕ ($ВДЕ_\delta$)). Значення розрахованих коефіцієнтів наведені в таблиці 3.4. Додатково корелограми (ACF – автокореляційна функція та PACF – часткова автокореляційна функція) досліджуваних вибірок [94] наведено в Додатку В (а – максимальний лаг 8783, b – максимальний лаг 100).

Як зазначено в таблиці 3.4 значення небалансів електроенергії Бурштинового острова не мають зв'язку із значеннями електроспоживання. Помірна кореляція спостерігається лише для вибірки сумарного небалансу ОЕС України. Кореляція небалансів електроенергії із обсягами генерації ВДЕ є

низькою, а з абсолютною похибкою прогнозу ВДЕ незначною.

Таблиця 3.4

Значення коефіцієнтів кореляції між небалансами електроенергії та можливими факторами впливу

$R(\Delta P, P_{cn}), \%$						$R(\Delta P, BDE_p), \%$					
ОЕС+	ОЕС-	ОЕСΣ	БЕО+	БЕО-	БЕОΣ	ОЕС+	ОЕС-	ОЕСΣ	БЕО+	БЕО-	БЕОΣ
-54,3	49,7	-62,7	-3,5	26,3	-22,6	32,07	-7,78	29,6	36,29	-18,2	33,19
$R(\Delta P, BDE_d), \%$						$R(\Delta P, BDE_\delta), \%$					
ОЕС+	ОЕС-	ОЕСΣ	БЕО+	БЕО-	БЕОΣ	ОЕС+	ОЕС-	ОЕСΣ	БЕО+	БЕО-	БЕОΣ
36,1	-8,47	33,21	41,14	-21,2	38,15	7,72	-0,96	6,81	19,21	-11,8	19,32

На рис. 3.1-3.2 наведено графіки коефіцієнтів кореляції між небалансами електроенергії та обсягами генерації ВДЕ (фактичними та прогнозованими) у профілі години.

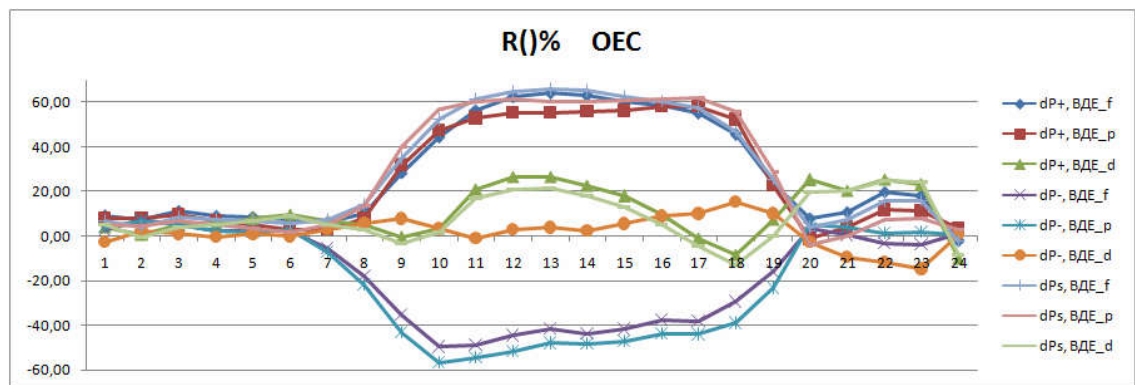


Рис. 3.1 Графіки коефіцієнтів кореляції між небалансами електроенергії та обсягами генерації ВДЕ в профілі години для ОЕС України [5]

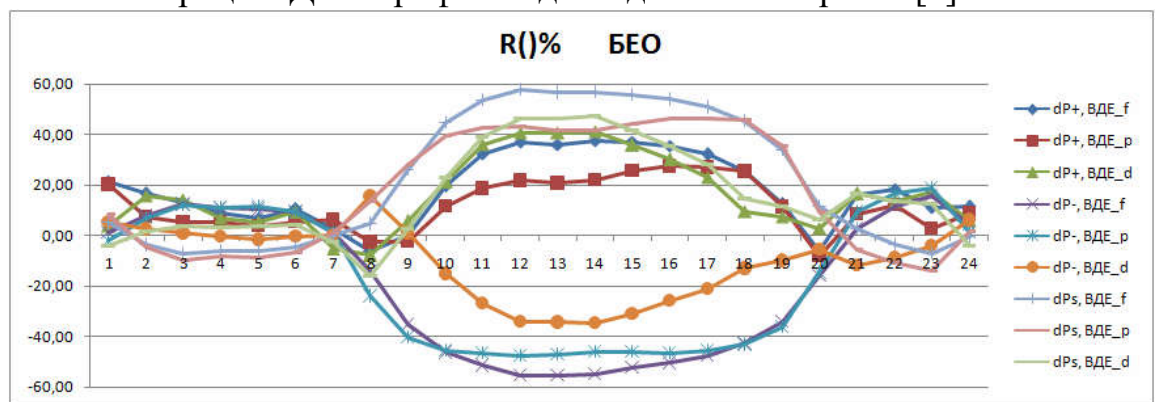


Рис. 3.2 Графіки коефіцієнтів кореляції між небалансами електроенергії та обсягами генерації ВДЕ в профілі години для БЕО [5]

Розглянувши ці графіки коефіцієнтів кореляції можна зробити наступні висновки. Вибірки небалансів ОЕС України не мають жодного зв'язку із абсолютною похибкою прогнозування обсягів генерації ВДЕ, поруч із цим вибірки небалансів Бурштинового енергоострова мають із ними незначну кореляцію менше 40%. Значення коефіцієнтів кореляції між досліджуваними вибірками та вибірками фактичних й прогнозованих обсягів генерації ВДЕ значно підвищуються із 8 по 20 годину до $\pm 60\%$, що ймовірно пов'язано із активністю переважного виду ВДЕ сонячної генерації в цей період.

Періодограми досліджуваних вибірок розміщено в Додатку В. Для кожної вибірки характерна добова періодичність (24 год), яка особливо виражена у вибірках позитивних і сумарних небалансів електроенергії Бурштинового енергоострова. У вибірках позитивних й сумарних небалансів ОЕС України та позитивних небалансах Бурштинового енергоострова можна спостерігати, також, періодичність у 12 годин.

Серед можливих зовнішніх факторів, що могли б бути застосовані як регресори в багатофакторних моделях прогнозування небалансів електроенергії, слід розглянути значення прогнозованого обсягу генерації ВДЕ. Адже, похибка прогнозування генерації ВДЕ є складовою значення небалансів.

Серед наявних видів ВДЕ слід враховувати сонячну та вітрову генерацію, адже саме ці види є найбільш нестабільними та складно прогнозованими. Значення коефіцієнтів кореляції між позитивними й негативними небалансами та сумою прогнозних обсягів сонячної й вітрової генерації відповідно становлять: 33,28% та 8,88%. На рис. 3.3 та 3.4 відповідно наведено графіки позитивних й негативних небалансів та суми прогнозних обсягів генерації ВДЕ для трьох діб досліджуваного періоду.

Оскільки для досліджуваних вибірок виявлено високу автокореляцію для кожної вибірки, то для короткострокового прогнозування небалансів електроенергії доцільним є використання однофакторних моделей на основі авторегресії, таких як AR, ARMA й ARIMA, а також SARIMA (зважаючи на добову періодичність вибірок) [93].

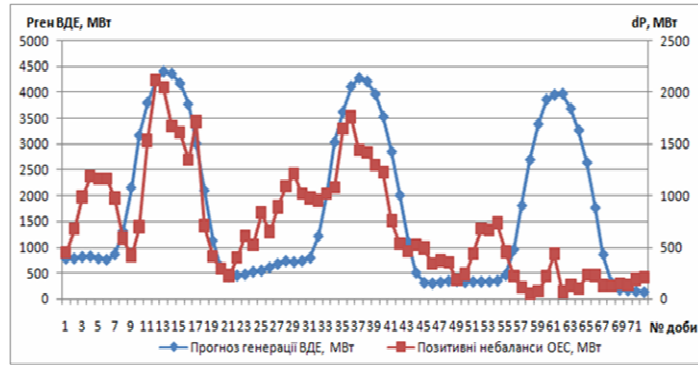


Рис. 3.3 Графік позитивних небалансів ОЕС України та значень прогнозу генерації ВДЕ

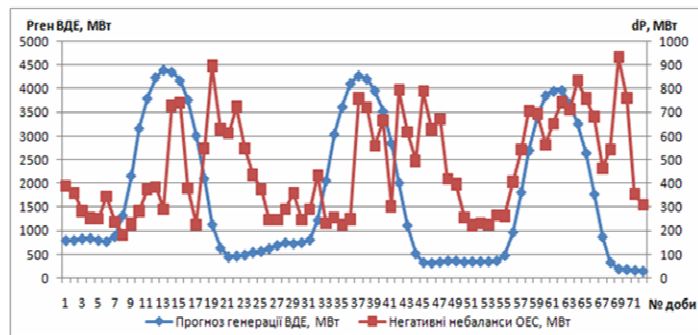


Рис. 3.4 Графіки негативних небалансів ОЕС України та значень прогнозу генерації ВДЕ

3.1.2 Застосування авторегресійних моделей для прогнозування небалансів електроенергії

Моделі AR, ARMA, ARIMA, SARIMA, VARMA належать до класичних методів для аналізу та прогнозування часових рядів.

Основою усіх представлених регресійних моделей є найпростіша модель авторегресії AR (Autoregressive model), в якій значення часового ряду лінійно залежать від попередніх значень того ж ряду. Модель авторегресії визначається наступною формулою:

$$X_t = c + \sum_{i=1}^p \varphi_i X_{t-i} + \varepsilon_t, \quad (3.31)$$

де φ_i – коефіцієнти авторегресії;

c – константа;

ε_t – білий шум;

p – порядок авторегресії.

Усі наступні представлені моделі являється розширеннями або модифікаціями моделі авторегресії відповідно до необхідних задач.

ARMA (autoregressive moving-average) (3.33) модель авторегресії ковзного середнього. Використовується для аналізу та прогнозування стаціонарних часових рядів. Дана модель являється комбінацією двох моделей часових рядів: авторегресії AR (3.31) та моделі ковзного середнього (МА – moving average (3.32)).

$$X_t = \mu + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i}, \quad (3.32)$$

де μ – середнє значення часового ряду;

q – порядок ковзного середнього;

θ – коефіцієнти ковзного середнього.

Тоді модель ARMA має вигляд:

$$X_t = c + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p \varphi_i X_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i}, \quad (3.33)$$

Модель ARMA здійснює прогноз майбутніх значень на основі попередніх значень та помилок минулих прогнозів.

ARIMA (Autoregressive integrated moving average) модель авторегресії інтегрованого ковзного середнього, є розширеною моделлю ARMA для нестаціонарних часових рядів, що дозволяє отримати стаціонарні значення. Ця модель досить часто використовується для аналізу даних в реальному часі. Модель ARIMA має вигляд:

$$(1 - \sum_{i=1}^p \varphi_i B^i)(1 - B)^d X_t = c + (1 + \sum_{i=1}^q \theta_i B^i) \varepsilon_t, \quad (3.34)$$

де d – ступінь диференціації;

B – оператор зсуву на один крок.

SARIMA (Seasonal autoregressive integrated moving average) – модель сезонної авторегресії інтегрованого ковзного середнього є розширенням моделі ARIMA. Додавання сезонної складової дозволяє обробляти як сезонні так і несезонні дані однофакторних часових рядів. Модель SARIMA представлена у вигляді наступної формули:

$$(1 - \sum_{i=1}^p \varphi_i B^i)(1 - \sum_{i=1}^P \Phi_i B^{is})(1 - B)^d (1 - \sum_{i=1}^q \theta_i B^i) X_t = c + \varepsilon_t, \quad (3.35)$$

де P – порядок сезонної авторегресії;

s – період сезонності;

Φ – матриці коефіцієнтів авторегресії.

Для обробки векторних часових рядів розроблена модель векторної авторегресії ковзного середнього VARMA. Модель побудована на основі двох моделей: моделі векторної авторегресії та моделі векторного ковзного середнього.

$$X_t = \sum_{i=1}^p \Phi_i X_{t-1} + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^q \Theta_i \varepsilon_{t-1}, \quad (3.36)$$

де Θ – матриці коефіцієнтів ковзного середнього.

3.1.3 Дослідження та розробка моделей короткострокового прогнозування небалансів електричної енергії на основі ШНМ

3.1.3.1 Порівняння моделей LSTM

Детально штучні нейронні мережі розглянуто в Розділі 2.

В цій роботі задля прогнозування небалансів електричної енергії побудовано й проведено порівняння результатів моделей двох нейронних мереж з рекурентними шарами LSTM [89] та LSTNet [95].

Опис моделі LSTM наведено в розділі 2.7 (2.31-2.36).

Опис нейронної мережа LSTNet, яка містить такі компоненти:

1. Convolutional. Згорткова мережа без об'єднання спрямована на вилучення короткострокових шаблонів у часовому вимірі. Вихідна матриця одночасно надходить в компоненти 2 і 3.
2. Recurrent. В якості прихованої функції активації використовує RELU. Результат: прихований стан для кожної позначки часу.
3. Recurent-skip. Повторювана структура із тимчасовими зв'язками, щоб розширити часовий діапазон інформації, отже, полегшити процес оптимізації. Структура даного шару представлена у вигляді наступних формул:

$$r_t = \sigma(x_t W_{xr} + h_{t-p} W_{hr} + b_r), \quad (3.37)$$

$$u_t = \sigma(x_t W_{xu} + h_{t-p} W_{hu} + b_u), \quad (3.38)$$

$$c_t = \text{RELU}(x_t W_{xc} + r_t \otimes (h_{t-p} W_{hc}) + b_c), \quad (3.39)$$

$$h_t = (1 - u_t) \otimes h_{t-p} + u_t \otimes c_t, \quad (3.40)$$

де p – кількість прихованих комірок.

4. Temporal Attention Layer. Вивчає зважену комбінацію прихованих представлень у кожній позиції вікна вхідної матриці. Результатом є конкатенація вектора контексту з прихованим представленням останнього вікна, доповнена операцією лінійної проєкції.

5. Авторегресія. Розкладає остаточний прогноз на дві частини: лінійну, яка вирішує проблему локального масштабування, та нелінійну, що включає повторювані шаблони [95].

3.1.3.2 Розробка моделі прогнозування із підбором оптимальних гіперпараметрів на основі моделі LSTM

Задля підвищення гнучкості та, як наслідок, точності моделі LSTM для короткострокового прогнозування небалансів електроенергії проведено її вдосконалення, яке дозволяє автоматичний підбір оптимальних гіперпараметрів моделі. Попередні дослідження показали, що найдоцільніше використовувати вибірку в пів року з наступним поділом: 90% – тренувальна вибірка, 5% – валідаційна вибірка, 5% – тестова вибірка (220 точок) [96].

Змінні параметри, для яких проведена оптимізація та межі, в яких згідно з попередніми дослідженнями доцільно проводити пошук:

- кількість шарів *num_layers* [1; 2];
- розмірність внутрішніх станів шарів *hidden_dim* [16; 32];
- крок навчання *lr* [0.01; 0.1] [96-97].

Дослідження проведені для довжин вікна = 4; 12; 24.

Навчання кожної моделі зі змінними гіперпараметрами відбувається на тренувальній вибірці протягом 1000 епох, на валідаційній вибірці модель

створює прогноз і за критерієм мінімуму похибки здійснює вибір варіації моделі, тобто моделі з оптимальними гіперпараметрами. Безпосередньо прогнозування здійснюється на тестовій вибірці.

3.1.3.3 Застосування ансамблів нейронних мереж LSTM для прогнозування небалансів електроенергії

Поліпшення функціонування моделі прогнозування не обмежене підвищенням точності результатів, важливим аспектом є, також, підвищення стабільності результатів прогнозування. Задля вирішення цієї задачі запропоновано випробування ансамблів штучних нейронних мереж [98].

Задля реалізації поставленої мети застосовано моделі штучної нейронної мережі типу LSTM із оптимізацією її структури, що описана в пункті 3.1.3.2. Ансамблі мереж побудовано основі можливих комбінацій варіацій цих моделей, які відмінні довжиною вікна («4+12»; «4+24»; «12+24»; «4+12+24»). Результатом прогнозування ансамблів мереж є середнє значення прогнозів відповідних моделей.

Для функціонування цієї моделі передбачений поділ вибірки даних в такому співвідношенні: тренувальна : валідаційна : тестова вибірки – 90% : 5% : 5% (тестова вибірка, що становить 220 точок). Навчання мережі здійснюється на тренувальній вибірці, валідаційна вибірка слугує для випробування моделей та вибору оптимальної її структури, безпосередньо прогнозування проводиться на тестовій вибірці [98].

3.2 Розробка моделей для прогнозування обсягу попиту Оператора системи передачі на послуги балансування у напрямках «вгору» й «вниз»

Балансувальна електрична енергія – електрична енергія, що використовується оператором системи передачі для балансування в реальному часі обсягів виробництва та імпорту електричної енергії і споживання та експорту електричної енергії, врегулювання системних обмежень [1].

Послуга з балансування – послуга купівлі та продажу електричної енергії,

що надається оператору системи передачі постачальником послуг з балансування з метою забезпечення достатніх обсягів електричної потужності та електричної енергії, необхідних для балансування в реальному часі обсягів виробництва та імпорту електричної енергії і споживання та експорту електричної енергії, врегулювання системних обмежень в об'єднаній енергетичній системі України [1].

3.2.1 Аналіз вибірки ретроспективних даних про обсяг попиту Оператора системи передачі на послуги балансування

Проведено дослідження вибірок обсяг попиту Оператора системи передачі на послуги балансування у напрямках «вгору» й «вниз» для наступних періодів:

- 01.03.2022 – 20.06.2023 (11448 точок, 477 діб);
- 21.06.2022 – 20.06.2023 (8760 точок, 365 діб);
- 20.12.2022 – 20.06.2023 (4392 точки, 183 доби).

В таблиці 3.7 наведена описова статистика кожної вибірки. Задля оцінки (не)стаціонарності досліджуваних вибірок проведено аналіз стабільності функцій математичного очікування та середньоквадратичного відхилення впродовж часу. Їх максимальні й мінімальні значення наведено в таблиці 3.5.

Таблиця 3.5

Значення статистичних показників досліджуваних вибірок обсягу попиту на послуги балансування

Вибірка	«Вгору»	«Вниз»	«Вгору»	«Вниз»	«Вгору»	«Вниз»
Обсяг, діб	477	477	365	365	183	183
Середнє	524,42	582,96	510,78	471,5	431,84	386,49
Медіана	449,4	451	427,09	332,29	360,1	242,49
Мінімум	0	0	0	0	0	0
Максимум	2647,2	4376,6	2647,2	4376,6	2213,5	3391,2
Розмах	2647,2	4376,6	2647,2	4376,6	2213,5	3391,2
σ	398	561,46	419,29	506,72	349,77	431,09
R_a , %	89,68	92,5	90	90,19	85,98	87,86
R , %	-0,92		-3,87		-18,98	
$M(P^b)_{\min}$	46,92	272,44	267,56	202,03	415,37	149,35
$M(P^b)_{\max}$	827,07	1148,62	605,86	1074,18	902,74	440,8

$\sigma(P^b)_{\min}$	13,97	2,35	81,21	70,18	76,46	154,7
$\sigma(P^b)_{\max}$	594,29	809,03	472,45	827,41	410,17	618,01

Корелограми і періодограми досліджуваних вибірок наведено в Додатку В.

Згідно зі значеннями статистичних показників розмах кожної вибірки рівний її максимальному значенню, кожна вибірка має широкий розкид значень від середнього. Значення коефіцієнтів автокореляції $85,98 \div 92,5\%$ свідчать про наявність певної тенденції, що підтверджено за періодограмами (рис. В.25-В.30), де здебільшого виражена періодичність 8, 12 та 24 години. Зв'язок між вибірками даних «вгору» та «вниз» є відсутнім, згідно з низькими значеннями коефіцієнтів кореляції. Кожна із розглянутих вибірок зображує нестационарний процес, що доведено широким розмахом значень функцій середнього значення та середньоквадратичного відхилення. Для річної вибірки проведено перевірку на вид закону розподілу за (3.3-3.29), результати наведено в Додатку В таблицях В.3-В.4.

На рис. 3.5 наведено гістограми частот вибірок.

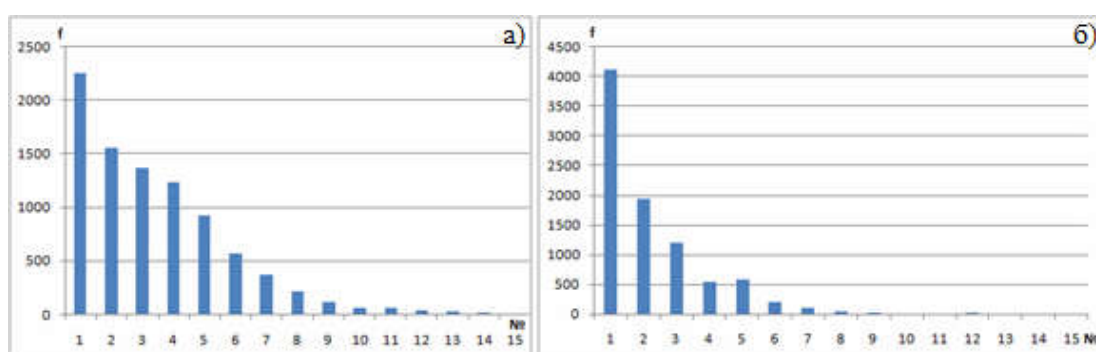


Рис. 3.5 Гістограми частот вибірок обсягу попиту на послугу балансування у напрямку «вгору» (а) та «вниз» (б)

Кожне значення вибірки даних «вгору» відрізняється від середнього значення 514,605 в середньому на 417,7. Середнє значення істотно відрізняється від медіани (428,981), що свідчить про розподіл вибірки відмінний від нормального. Оскільки коефіцієнт варіації становить понад 80%,

то варіація є значною. Присутня незначна правобічна асиметрія та незначний гострий пік. Гіпотеза про те, що випадкова величина підпорядкована нормальному, рівномірному закону розподілу та розподілу Пуасона відкидається. Кожне значення вибірки даних «вниз» відрізняється від середнього значення 506,502 в середньому на 492,35. Середнє значення істотно відрізняється від медіани (334,204), що свідчить про розподіл вибірки відмінний від нормального. Оскільки коефіцієнт варіації становить понад 80%, то варіація є значною. Присутня значна правобічна асиметрія та значний гострий пік. Гіпотеза про те, що випадкова величина підпорядкована нормальному, рівномірному закону розподілу та розподілу Пуасона відкидається.

Зважаючи на складність умов, задля прогнозування значень обсягу попиту на послугу балансування обрано моделі ймовірнісних нейронних мереж (PNN) та генеративно-змагальних мереж (GAN).

3.2.2 Застосування ймовірнісних нейронних мереж для прогнозування часових рядів

Ймовірнісні нейронні мережі (PNN) [99] — це специфічний підхід у галузі машинного навчання, спрямований на моделювання невизначеності в прогнозах і рішеннях. На відміну від традиційних нейронних мереж, які роблять детерміновані прогнози, PNN дозволяють оцінювати ймовірності та враховувати невизначеність.

Архітектура класичної ймовірнісної нейронної мережі схожа на архітектуру традиційної нейронної мережі. Вона складається з вхідного, прихованого (одного чи більше) та вихідного шару. Однак основна відмінність полягає в способі обробки функцій активації та вагових коефіцієнтів.

Головною особливістю PNN є здатність кількісно визначити невизначеність у прогнозах. Це досягається шляхом оцінки розподілу ймовірностей за виходами мережі. Замість єдиного прогнозу PNN забезпечує розподіл ймовірностей, який відображає невизначеність.

Фундаментальним підходом до моделювання невизначеності в переважній більшості PNN є використання баєсівських методів. Розподіли ймовірностей визначаються за допомогою ваг і параметрів невизначеності нейронної мережі. Ці розподіли називаються апіорними і є відправною точкою для обчислення апостеріорний розподілів, тобто оновлених розподілів після врахування спостережених даних.

Розрахунок апостеріорів часто неможливий аналітично точно, тому використовуються методи апроксимації. Зазвичай використовується метод моделювання Монте-Карло. Тут моделюються випадкові реалізації ваг і параметрів невизначеності, і мережа проходить кілька разів із цими комбінаціями. Агрегуючи прогнози в цих реалізаціях, можна згенерувати розподіли ймовірностей за виходами мережі.

Альтернативним методом моделювання невизначеності в PNN є варіаційний висновок. Спроба полягає в тому, щоб знайти параметризований розподіл, який наближає апостеріори. Цей параметризований розподіл коригується під час тренування, щоб мінімізувати відхилення від фактичних даних. Коригування виконується шляхом мінімізації відповідної функції вимірювання розбіжності, такої як розбіжність Кульбака-Лейблера тощо.

Деякі PNN можуть використовувати стохастичні нейрони, стохастичні ваги або інші методи для врахування невизначеності без явного використання баєсівської інференції.

Навчання ймовірнісних нейронних мереж вимагає спеціальних процедур для оптимізації як ваг, так і параметрів невизначеності. Існують різні підходи, включно з використанням баєсівських методів, моделювання Монте-Карло та варіаційний висновок. Ці методи дозволяють мережі як моделювати невизначеність даних, так і визначати оптимальні ваги для прогнозування.

Загальним підходом до навчання PNN є використання баєсівських методів. Апостеріори визначаються за допомогою ваг і параметрів невизначеності, а апостеріори можна обчислити, застосовуючи теорему Баєса [100-101]. Цей процес часто називають баєсівським висновком.

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) \cdot P(A)}{P(B)}; \quad (3.41)$$

де A, B – події;

$P(A), P(B)$ – ймовірності A та B відповідно (апріорна ймовірність – початкова міра впевненості в A або B незалежно одна від одної);

$P(A|B)$ – ймовірність події A за умови істинності B (апостеріорна ймовірність – міра впевненості в A з урахуванням B);

$P(B|A)$ – ймовірність події за умови істинності A (апостеріорна ймовірність – міра впевненості в B з урахуванням A).

Іншим методом оптимізації ймовірнісних нейронних мереж є варіаційний висновок. Це спроба знайти апроксимацію апостеріорів за допомогою параметризованої моделі розподілу. Потім цю модель коригують так, щоб вона була якомога ближчою до фактичних даних. Підгонка виконується шляхом мінімізації відповідної функції втрат, такої як розбіжність Кульбака-Лейблера між наближеним розподілом і фактичними постеріорами.

У процесі навчання як ваги мережі, так і параметри невизначеності коригуються для досягнення найкращої можливої точності прогнозування та найнадійнішої оцінки невизначеності. Цей ітераційний процес зазвичай виконується протягом кількох епох, при цьому кожна епоха використовує навчальні дані, щоб відповідати моделі.

Існує багато різноманітних типів ймовірнісних мереж та їх модифікацій, які можуть бути використані для різних типів завдань. У контексті задач прогнозування часових рядів, ефективними моделями ймовірнісних нейронних мереж можуть бути:

1. *Моделі з використанням функцій щільності розподілу (PDF)*: Деякі моделі використовують функції щільності розподілу для прогнозування часових рядів. Наприклад, модель з використанням гаусових сум може бути використана для оцінки PDF часового ряду.

2. *Баєсові нейронні мережі (BNNs)*: Баєсові нейронні мережі використовують баєсівський підхід для моделювання невизначеності та можуть бути корисними для прогнозування часових рядів та оцінки невизначеності

прогнозів.

3. *Рекурентні Баєсові нейронні мережі (RNN-BNNs)*: Це комбінація рекурентних нейронних мереж і Баєсових нейронних мереж, що дозволяє моделювати часові залежності та невизначеність.

4. *Моделі глибокого навчання зі стохастичними процесами*: Глибокі нейронні мережі можуть поєднувати структури глибокого навчання зі стохастичними складовими для моделювання часових рядів.

В цій роботі застосовано Баєсові нейронні мережі, як найбільш відповідні поставленій задачі.

Баєсова мережа є орієнтованим ациклічним графом, між вузлами якого існують певні умовні залежності [102]. Її алгоритм роботи є таким:

1. *Визначення структури мережі*: Структура (топологія) Баєсової мережі включає в себе визначення того, які випадкові змінні взаємодіють одна з одною. Це відбувається шляхом визначення умовних ймовірностей, які вказують на залежності між змінними. Визначення структури може виглядати так:

$$P(X_1, X_2, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i | Pa(X_i)); \quad (3.42)$$

де $X_1, X_2, \dots, X_n$ – випадкові змінні в мережі;

$Pa(X_i)$ – множина «батьківських» випадкових змінних для X_i .

2. *Визначення апіорних розподілів*. Для кожної випадкової змінної визначається апіорний розподіл, який відображає початкові переконання про цю змінну. Апіорні розподіли вказуються як функції ймовірності. Наприклад, апіорний розподіл для X_i може бути визначений як $P(X_i)$.

3. *Визначення параметрів моделі*: Для кожного випадкового зв'язку в мережі визначаються параметри моделі, які вказують на взаємозв'язок між змінними. Такі параметри можуть включати умовні ймовірності та параметри розподілів. Наприклад, для умовної ймовірності $P(X_i | Pa(X_i))$, параметри можуть визначатися як $P(X_i = x | Pa(X_i))$, де x – всі можливі значення X_i з урахуванням значень батьківських змінних $Pa(X_i)$.

4. *Визначення маргінальних розподілів*. Обчислення маргінального

розподілу $P(X)$ для випадкової змінної X без урахування інших змінних в мережі.

$$\theta_{t+1} = \begin{cases} \theta', & \text{якщо } \alpha \leq A; \\ \theta_t, & \text{якщо } \alpha > A. \end{cases} \quad (3.43)$$

5. *Навчання Баєсової мережі* – це процес апроксимації параметрів та структури мережі на основі доступних даних. Під час навчання модель намагається зробити прогнози або вивести інформацію з часових рядів або інших даних, використовуючи метод Баєсової інференції, такий як MCMC (Markov Chain Monte Carlo) чи Variational Inference.

5.1 *Метод MCMC* (Markov Chain Monte Carlo) часто використовує алгоритм Метрополіса-Гастінгса як один з можливих підходів до здійснення кроків пропозиції та прийняття в рамках ланцюгів Маркова. Алгоритм Метрополіса-Гастінгса є популярним методом для вибору нових значень параметрів в MCMC і оцінювання їх вірогідності.

5.2 *Метод Variational Inference* (варіаційна інференція) – це інший популярний метод для навчання та інференції в Баєсових мережах. Він відрізняється від MCMC тим, що намагається знайти наближений розподіл для апостеріорного розподілу параметрів, який наближається до точного апостеріорного розподілу. Основна ідея полягає в тому, щоб знайти такий наближений розподіл (розподіл апроксимації), який якнайкраще наближає точний апостеріорний розподіл.

6. *Прогнозування, оцінка та вивід результатів.*

Формулювання передбачень: Для прогнозування нових даних або значень, використовується апостеріорний розподіл параметрів, щоб сформулювати передбачення. Для прогнозування нового значення X на основі параметрів моделі θ і навчальних даних D , обчислюється умовний розподіл $P(X / D, \theta)$. Цей розподіл вказує на ймовірність різних значень X при відомих параметрах θ та навчальних даних.

Оцінка невизначеності: баєсівське прогнозування дозволяє оцінити

невизначеність в передбаченнях, оскільки наявний цілий розподіл ймовірностей для значень X . Невизначеність може бути виражена у вигляді інтервалів довіри або дисперсій розподілу, які показують впевненість в передбаченнях.

Загалом варіації й модифікації є широко застосовуваними під різні класи задач. До прикладу, авторами [102] описане застосування ймовірнісної нейронної мережі, яка є різновидом радіальної базисної мережі, для короткострокового прогнозування електричного навантаження.

3.2.3 Метрики оцінки інтервалів прогнозування

1. Ширина інтервалу прогнозування (PIW)

Першим індексом для оцінки інтервалів прогнозування (ІП ($Q^\alpha(x_i)$)) є ширина інтервалу прогнозування (PIW). Він оцінюється за допомогою різниці значень нижньої ($L^\alpha(x_i)$) та верхньої ($U^\alpha(x_i)$) межі, як показано в (3.44).

$$PIW_i = U^\alpha(x_i) - L^\alpha(x_i); \quad (3.44)$$

де α – рівень довіри; x – середнє значення прогнозного інтервалу; $i = \{1..m\}$, де m – обсяг вибірки прогнозування.

2. Імовірність охоплення інтервалу прогнозу (PICP)

PICP є важливим індексом, який оцінює надійність сформульованих ІП. Його можна виразити у вигляді рівняння (3.45):

$$PICP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^m q_i, \quad (3.45)$$

де q – бінарний показник, який визначається з умови:

$$q_i = \begin{cases} 1, & \text{якщо } y_i \in Q^\alpha(x_i), \\ 0, & \text{якщо } y_i \notin Q^\alpha(x_i) \end{cases} \quad (3.46)$$

Цільове значення цього показника є близьким до заданого рівня надійності.

3. Нормована середня ширина інтервалів прогнозу (PINAW)

PINAW (3.47) представляє середню ширину інтервалу передбачення, нормалізовану до загальної кількості інтервалів. Він дає уявлення про середню

$$PINAW = \frac{1}{mR} \sum_{i=1}^m PIW_i, \quad 121$$

точність передбачень.

(3.47)

де R – розмах фактичних значень прогнозованого діапазону, $R = y_{max} - y_{min}$.

Менше значення PINAW вказує на більшу точність передбачень, оскільки це означає меншу середню ширину інтервалу.

4. Нормалізоване середнє відхилення інтервалу прогнозу (PINAD)

PINAD є індексом для кількісного опису відхилення ІІ від фактичних значень. Він виражений у рівнянні (3.48):

$$PINAD = \frac{1}{mR} \sum_{i=1}^m dv_i, \quad (3.48)$$

де dv визначається наступним чином:

$$dv = \begin{cases} L_i^\alpha - y_i, & \text{якщо } y_i < L_i^\alpha, \\ 0, & \text{якщо } L_i^\alpha \leq y_i \leq U_i^\alpha, \\ y_i - U_i^\alpha, & \text{якщо } y_i > U_i^\alpha \end{cases} \quad (3.49)$$

Менше значення PINAD вказує на менше середнє відхилення фактичних значень від передбачених, що свідчить про більшу точність прогнозу.

5. Середня ширина інтервалу передбачення з урахуванням покриття (PICAW)

Індекси, описані вище, стосуються лише ІІ, які охоплюють фактичні значення. Оцінка PICAW включає ІІ, які не покривають фактичні значення, оскільки це негативно впливає на ширину ІІ. PICAW обчислюється наступним чином:

$$PICAW = \frac{1}{R} \left(\frac{1}{m_{p+}} \sum_{i=1}^{m_{p+}} PIW_i + \lambda \frac{1}{m_{p-}} \sum_{i=1}^{m_{p-}} PIW_i \right), \quad (3.50)$$

де m_{p+} , m_{p-} , відповідно, представляють кількість фактичних значень, які ІІ покриває або не покриває відповідно. Контрольний параметр, який збільшує різницю між ІІ та фактичними значеннями, становить $\lambda > 1$. PICAW дає більш точну оцінку конструкції ІІ, коли фактичні значення знаходяться далі від ІІ.

Менше значення PICAW вказує на меншу середню ширину інтервалу для тих, в які фактично входять значення, що також вказує на більшу точність для цих конкретних інтервалів.

3.2.4 Генеративна змагальна мережа GAN

Модель GAN (Generative Adversarial Network) – це вид нейронної мережі, яка складається з двох основних компонентів: генератора і дискримінатора. Основна ідея полягає в тому, щоб генератор і дискримінатор конкурували один з одним у процесі навчання. Генератор призначений для створення нових зразків, які схожі на реальні дані. Дискримінатор функціонує як класифікатор і намагається відрізнити реальні зразки від генерованих.

Тобто GAN базуються на міні-максній грі, а не на проблемі оптимізації, і мають функцію значення, яку один агент прагне максимізувати, а інший – мінімізувати. Гра закінчується в точці, яка є мінімумом щодо стратегії одного гравця та максимумом щодо стратегії іншого гравця [103].

Розробники GAN зазначають, що основу змагального моделювання найпростіше застосовувати, коли обидві моделі є багатошаровими перцептронами, але вони можуть бути реалізовані будь-якою формою диференційованої системи, яка відображає дані з одного простору в інший. Щоб дізнатися про розподіл генератора p_G за даними x , необхідно визначити апріор на вхідних шумових змінних $p_z(z)$, потім представити відображення в простір даних як $G(z; \theta_G)$, де G є диференційованою функцією, представленою багатошаровим перцептроном з параметри θ_G . Далі потрібно визначити другий багатошаровий перцептрон $D(x; \theta_D)$, який виводить один скаляр. $D(x)$ представляє ймовірність того, що x отримано з даних, а не з p_G . D навчається, щоб максимізувати ймовірність правильної класифікації навчальних прикладів, та зразків, запропонованих G . Одночасно G навчається мінімізувати $\log(1 - D(G(z)))$. Тобто, D і G змагаються у такій міні-максній грі для двох гравців із функцією значення $V(G, D)$:

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{data}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (3.51)$$

Алгоритм GAN. Мініпакетне навчання стохастичного градієнтного спуску генеративних змагальних мереж.

Зовнішній цикл GAN повторюється визначену кількість ітерацій навчання:

Внутрішній цикл D повторюється визначену кількість разів k –

гіперпараметр дискримінатора (примітивний варіант $k = 1$):

- Міні-пакет вибірки з m зразків шуму $\{z^{(1)}, \dots, z^{(m)}\}$ від шуму до $p_G(z)$.
- Зразок міні-партії з m прикладів $\{x^{(1)}, \dots, x^{(m)}\}$ з даних, що генерують розподіл $p_{data}(x)$.

• Дискримінатор оновлюється шляхом підвищення його стохастичного градієнта:

$$\nabla_{\theta_d} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [\log D(x^{(i)}) + \log(1 - D(G(z^{(i)})))] \quad (3.52)$$

Функція для G:

- Міні-пакет вибірки з m зразків шуму $\{z^{(1)}, \dots, z^{(m)}\}$ від шуму до $p_G(z)$.
- Генератор оновлюється, зменшуючи його стохастичний градієнт:

$$\nabla_{\theta_G} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \log(1 - D(G(z^{(i)}))) \quad (3.53)$$

Оновлення на основі градієнта можуть використовувати будь-яке стандартне правило навчання на основі градієнта.

Від початку GAN були створені для генерації зображень, але з часом розповсюджені й в задачах прогнозування часових рядів, особливо у випадках, коли дані мають складний розподіл та нерівномірні залежності.

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 3

1. За результатами попереднього статистичного аналізу вибірок позитивних, негативних і сумарних небалансів електроенергії ОЕС України та Бурштинового енергоострова доведено нестационарність та високу варіативність досліджуваних вибірок. Також, досліджені вибірки (окрім позитивних і негативних небалансів БЕО) підпорядковані закону розподілу Пуасона, що засвідчує доцільність побудови моделей прогнозування на основі ШНМ LSTM, зважаючи на їх здатність до роботи з послідовними даними та врахування довгострокові залежності.

2. На основі результатів попереднього аналізу обґрунтовано застосування обраних методів прогнозування. Високе значення коефіцієнтів автокореляції вибірок ($85,6 \div 94,5\%$) обумовлює застосування авторегресійних моделей різного рівня складності (ARMA, ARIMA й AR). Застосування моделі SARIMA передбачене добовою періодичністю вибірок, моделі VARMA – наявністю високої кореляції між чотирма сусідніми часовими профілями небалансів (до 80% – для позитивних небалансів, до 40% – для негативних).

3. Показано, що при багатофакторному прогнозуванні як регресор варто застосувати значення прогнозованого обсягу генерації ВДЕ, а саме – вітрової і сонячної генерації.

4. Для розв'язання задачі прогнозування добових графіків сумарних небалансів електроенергії запропоновано використання штучних нейронних мереж та виконано порівняння моделей глибинного навчання LSTM та LSTNet.

5. Здійснено вдосконалення моделі на основі ШНМ LSTM. Її оснащено модулем автоматичного підбору оптимальних гіперпараметрів задля підвищення її гнучкості та точності прогнозування.

6. Задля підвищення надійності та стабільності результатів короткострокового прогнозування небалансів електроенергії запропоновано застосування ансамблів нейронних мереж LSTM із автоматичним підбором оптимальних гіперпараметрів з різними довжинами вікон, що дозволило

забезпечити надійність роботи моделі та знизити похибки прогнозування.

7. Проведено аналіз часових рядів обсягу попиту на послугу балансування, висновками якого є їх висока нестаціонарність та варіативність, що вимагає розширеного пошуку нових відповідних методів прогнозування. Також, відхилено гіпотези про нормальний, рівномірний закони розподілу та закон розподілу Пуассона.

8. Розглянуто ймовірнісні нейронні мережі (а саме – баєсові нейронні мережі) як доцільний інструмент для моделювання та прогнозування часових рядів для визначених умов через їхню здатність інтегрувати невизначеність в прогнози, тобто можливість визначати максимальне відхилення фактичного значення прогнозованої величини із заздалегідь заданою ймовірністю.

9. Обґрунтовано застосування баєсівських нейронних мереж для прогнозування попиту на послугу балансування. Оскільки BNN надають розподіл ймовірностей для прогнозів, вони можуть ефективно враховувати невизначеність у даних, що є особливо корисним у випадку високої невизначеності та варіативності даних.

10. Розглянуто генеративно-змагальні мережі як альтернативний метод прогнозування, застосування якого є обґрунтованим та особливо ефективним за наявності даних із складними розподілами та нерівномірними залежностями.

11. Обґрунтовано застосування генеративно-змагальних нейронних мереж для прогнозування попиту на послугу балансування. Моделі GAN можуть бути корисними для роботи з асиметричними розподілами, так як вони можуть адаптуватися до різних форм розподілу і враховувати його особливості. Також зважаючи на складну або неоднорідну структуру, GAN можуть бути більш гнучкими для моделювання різноманітних залежностей у даних.

Результати аналізу розроблених моделей наведено в Розділі 4 цієї дисертаційної роботи.

Результати експериментальних досліджень даного розділу наведено в таких публікаціях: Посилання [5, 92-94, 96-98], див. Список використаних джерел стор. 159-170.

РОЗДІЛ 4

ПРОГНОЗУВАННЯ НЕБАЛАНСІВ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ: ДОСЛІДЖЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ТА РОЗРОБКА ЗАСОБІВ ПРОГНОЗУВАННЯ

4.1 Аналіз результатів прогнозування сумарних небалансів електроенергії

В цьому розділі представлено аналіз результатів роботи розроблених моделей для прогнозування сумарних небалансів електричної енергії та обсягу попиту на послугу балансування. Для прогнозування небалансів електроенергії досліджено авторегресійні моделі та моделі на основі ШНМ LSTM. Також, представлено результати вдосконалення моделі LSTM та ансамблів на її основі.

Проведено порівняльний аналіз результатів прогнозування обсягу попиту на послугу балансування за допомогою ШНМ BNN і GAN та їх ансамблю.

Наведено опис та результати роботи розроблених комп'ютерних програм для прогнозування сумарного електричного навантаження та небалансів електроенергії й розрахунку тарифу та вартості електричної енергії.

4.1.1 Прогнозування сумарних небалансів електроенергії за допомогою методів авторегресії

Задля прогнозування графіків сумарного електричного навантаження побудовано авторегресійні моделі AR (3.33), ARMA (3.35), ARIMA (3.36) та SARIMA (3.37) й проведено порівняння їх результатів [92-94, 104-105]. Із застосуванням цих моделей проведено експерименти за даними про позитивні, негативні та сумарні небаланси електроенергії ОЕС України та Бурштинового енергоострова з 20.07.2020 по 19.07.2021 (8760 точок із дискретністю в одну годину). Тестова доба – 20.07.2021, період прогнозування 24 точки.

Оцінку точності прогнозування здійснено за допомогою таких метрик: RMSE (2.38), ME (4.1), MAE (4.2), MPE (4.3) й MAPE (2.9), їх значення наведено в таблиці 4.1.

Середня похибка (Mean Error, ME):

$$ME = n^{-1} \sum_{i=1}^n (y_i - y'_i); \quad (4.1)$$

Середня абсолютна похибка (Mean Absolute Error) MAE:

$$MAE = n^{-1} \sum_{i=1}^n (y_i - y'_i); \quad (4.2)$$

Середня відсоткова похибка (Mean Percentage Error) MPE:

$$MAE = n^{-1} \sum_{i=1}^n \left(\frac{y_i - y'_i}{y_i} \right); \quad (4.3)$$

Таблиця 4.1

Значення похибок прогнозування небалансів електроенергії за допомогою авторегресійних моделей

Вибірка	Модель	ME, МВт·год	RMSE, МВт·год	MAE, МВт·год	MPE, %	MAPE, %
ОЕС+	ARMA	-47,122	230,700	171,740	-10,111	23,264
	ARIMA	-1,289	231,430	177,000	-2,311	23,076
	SARIMA	180,668	299,094	239,305	16,791	27,656
	AR	-36,436	232,521	182,811	-9,261	24,479
ОЕС-	ARMA	49,837	163,490	136,760	2,551	9,284
	ARIMA	19,384	161,410	134,560	-0,029	9,358
	SARIMA	152,816	287,186	230,538	9,045	15,934
	AR	50,371	163,471	136,772	2,590	9,282
ОЕСΣ	ARMA	-86,784	241,070	191,590	-0,201	50,651
	ARIMA	-2,453	222,520	172,940	-16,593	54,290
	SARIMA	-10,773	293,172	246,851	27,768	63,788
	AR	-68,320	233,492	167,048	-8,150	56,545
БЕО+	ARMA	-1,213	9,486	6,075	-15,132	27,909
	ARIMA	0,135	9,397	5,901	-8,583	25,969
	SARIMA	-1,031	11,223	8,554	-20,268	43,504
	AR	-1,313	9,509	6,051	-15,520	28,062
БЕО-	ARMA	-0,377	19,048	14,066	-31,524	51,601
	ARIMA	3,461	20,210	15,946	-34,848	58,788
	SARIMA	13,413	25,482	15,667	6,603	33,066
	AR	-0,502	16,460	12,716	-30,976	49,169
БЕОΣ	ARMA	-0,289	21,001	17,215	21,362	101,490
	ARIMA	-3,964	21,845	18,207	14,361	98,318
	SARIMA	-15,967	33,278	23,526	14,932	81,024
	AR	-0,407	20,160	16,792	18,330	97,819

За даними таблиці 4.1 більшу точність мають моделі ARIMA й AR.

Значення похибок прогнозування сумарних небалансів є значно вищими за похибки прогнозу позитивних й негативних небалансів (як для ОЕС так і для Бурштинового острова). Тому доцільніше прогнозувати їх окремо.

Прогнозовані графіки небалансів в порівнянні із фактичним графіком розміщені в Додатку Г. Аналізуючи їх, слід зауважити, що графіки прогнозовані за допомогою моделей AR, ARMA й ARIMA є досить схожими між собою та повторюють за формою фактичний графік. Графіки прогнозовані за допомогою моделі SARIMA досить сильно відрізняються й мають більш зигзагоподібний характер, що свідчить про невідповідність побудованої моделі досліджуваному процесові.

4.1.2 Прогнозування сумарних небалансів електроенергії із урахуванням впливу зовнішніх факторів

Значення небалансів електроенергії значно залежне від похибки прогнозування генерації ВДЕ, що є його складовою. Тому при пошуку можливих регресорів варто розглянути графіки прогнозованих значень обсягів генерації ВДЕ. Це дослідження проведене лише для позитивних і негативних небалансів ОЕС України, оскільки, як зазначено раніше, прогнозування сумарних небалансів є менш доцільним, ніж окреме прогнозування позитивних і негативних небалансів. Задля підвищення точності прогнозування вибірку ретроспективних даних скорочено до більш однорідного діапазону часу – літнього періоду 01.04-16.08.2021. Прогнозування здійснене на три останні доби, горизонт прогнозування 24 доби. Як еталонну модель в цьому дослідженні застосовано модель ARIMA, яка демонструвала найкращі результати в минулому дослідженні.

Під час аналізу матриці взаємних кореляцій між годинними профілями небалансів виявлено тісний зв'язок між сусідніми чотирма годинами, для позитивних небалансів понад 80%, для негативних – понад 40%. Зважаючи на це, доцільним є застосування моделі векторної авторегресії VARMA (3.38).

Побудовано дві комбіновані моделі, які дозволяють врахувати вплив

зовнішніх факторів, а саме прогнозованих обсягів сонячної й вітрової генерації, які мають найбільший обсяг поміж інших ВДЕ [105].

Параметри досліджуваних моделей є наступними:

Модель 1: ARIMA (1, 1, 1). Для кожної години доби побудовано окрему модель.

Модель 2: VARMA (0, 1). Годинні профілі груповані по чотири.

Модель 3: комбінована модель 1 (K1) – містить попередню декомпозицію вибірки передісторії (за допомогою класичного методу Гільберта-Хуанга, який детально описано в розділі 2), прогнозування складових здійснюється за допомогою моделі ARIMA(1,1,1) для базової складової, ARIMAX – залежної, як регресор використано прогнозні дані про обсяг сонячної й вітрової генерації. Кінцеве прогнозне значення є сумою прогнозів його складових.

Модель 4: комбінована модель 2 (K2) – аналогічна моделі 3, за винятком прогнозування базової складової здійснюється за допомогою моделі VARMA(0,1) [5].

Для прогнозування негативних небалансів використано лише моделі 1 та 2, адже застосування декомпозиції до даної вибірки не сприяє підвищенню кореляції із регресором.

В таблицях 4.2-4.3 наведено значення RMSE та MAPE, мінімальних й максимальних відносних похибок прогнозування відповідно для кожного прогнозного дня й кожної моделі.

Таблиця 4.2

Значення похибок прогнозування RMSE, МВт моделей ARIMA, VARMA, K1 та K2

Дата	Позитивні небаланси				Негативні небаланси	
	ARIMA	VARMA	K1	K2	ARIMA	VARMA
14.08.2020	423,31	336,18	400,9	714,66	419,2	401,72
15.08.2020	261,63	199,02	385,26	356,54	514,28	553,5
16.08.2020	644,01	790,58	909,94	716,53	392,19	366,75

**Значення відносних похибок прогнозування моделей ARIMA,
VARMA, K1 та K2**

	Позитивні небаланси				Негативні небаланси	
Похибка, %	ARIMA	VARMA	K1	K2	ARIMA	VARMA
	14.08.2020					
MAPE	32,9	24,01	30,34	66,42	50	37,15
$\delta_{\max}$	76,06	59,09	84,48	145,9	169,56	137,89
$\delta_{\min}$	0,99	3,86	2,06	13,9	8,53	1,24
	15.08.2020					
MAPE	23,94	21,66	32,77	35,15	27,44	31,71
$\delta_{\max}$	65,64	52,35	93,71	82,54	64,48	66,36
$\delta_{\min}$	2,96	3,29	0,16	0,53	2,73	1,63
	16.08.2020					
MAPE	434,14	533,5	515,17	440,71	69,25	50,77
$\delta_{\max}$	1771,46	2060,99	2583	1541,4	356,19	126,48
$\delta_{\min}$	29,95	49,05	53,8	24,64	6,15	3,21

За винятком останньої доби найвищу точність має модель VARMA. Застосування комбінованих моделей явно погіршує результати прогнозування, що свідчить про доцільність застосування однофакторного прогнозування небалансів електроенергії. До прикладу на рис. 4.1 зображено добові графіки відносних похибок $\delta\%$ прогнозування позитивних (а) й негативних (б) небалансів електроенергії для однієї із тестових діб.

Як видно із рис. 4.1а) результати прогнозування моделі K2 демонструють значні підвищення похибки, особливо у вечірні години доби. Результати однофакторних моделей ARIMA та VARMA є стабільнішими, ніж результати комбінованих моделей. Також при прогнозуванні негативних небалансів модель VARMA (рис. 4.1б) має вужчий діапазон похибок протягом доби й менш виражені екстремуми.

Отже, із розглянутих моделей найвищу точність короткострокового прогнозування позитивних й негативних небалансів електроенергії має модель векторної авторегресії VARMA [5].

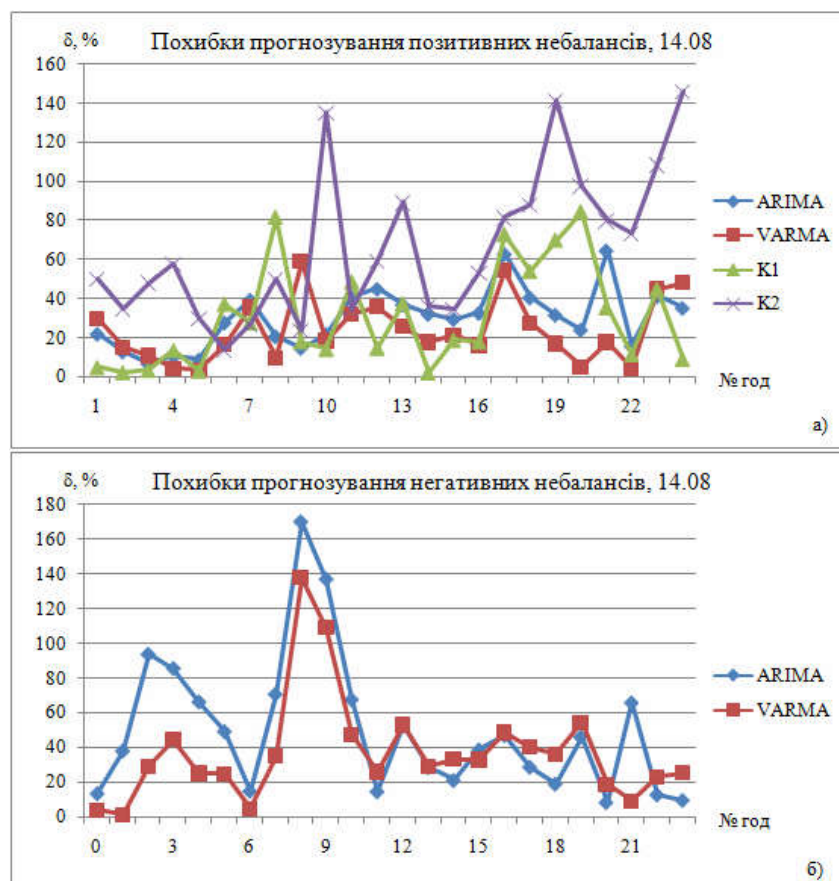


Рис. 4.1 Добові графіки похибок прогнозування для однієї із тестових діб для позитивних (а) і негативних (б) небалансів електроенергії

4.1.3 Прогнозування сумарних небалансів електроенергії за допомогою моделей, побудованих на основі штучних нейронних мереж

Проведено порівняння результатів прогнозування за допомогою двох штучних нейронних мереж LSTM та LSTNet [106], гіперпараметри яких наведено далі:

LSTM: кількість передісторії 8784, частка навчальної вибірки 0,9, кількість прихованих нейронів 5, лаг 4, кількість епох навчання 5000, крок навчання 0,01, алгоритм оптимізації adam.

LSTNet: горизонт прогнозування 24 точки, кількість прихованих шарів у рекурентній нейронній мережі $RNN_{hidRNN} = 75$, кількість прихованих шарів у згортковій нейронній мережі $CNN_{hidCNN} = 75$, кількість епох 100, алгоритм оптимізації adam, частка навчальної вибірки 0,6.

Випробування цих моделей здійснено за даними позитивних і негативних

небалансів електроенергії ОЕС України періоду з 20.07.2020 по 20.07.2021. Тестова вибірка для порівняння складає 36 діб. Як еталонну модель застосовано модель VARMA, зважаючи на її першість за точністю серед авторегресійних моделей. В таблиці 4.4 наведено значення середніх, максимальних й мінімальних відносних похибок тестової доби 20.07.2021 та тестової вибірки загалом, в таблиці 4.5 – значення похибок RMSE.

Таблиця 4.4

Оцінка точності моделей LSTM, LSTNet та VARMA за допомогою MAPE

Позитивні небаланси						
	20.07.2021			Тестова вибірка		
	LSTNet	VARMA	LSTM	LSTNet	VARMA	LSTM
MAPE	46,95	40,86	20,73	132,78	140,84	66,25
δ , max	97,62	82,33	70,57	8253,21	5130,41	1789,01
δ , min	2,72	8,01	0,01	0,01	0,02	0,01
Негативні небаланси						
	20.07.2021			Тестова вибірка		
	LSTNet	VARMA	LSTM	LSTNet	VARMA	LSTM
MAPE	66,91	17,18	9,1	52,7	34,2	17,98
δ , max	78,62	35,55	23,05	221,43	322,16	279,56
δ , min	52,21	3,07	1,84	0,21	0,14	0,04

Таблиця 4.5

Оцінка точності моделей LSTM, LSTNet та VARMA за допомогою RMSE

	Позитивні небаланси			Негативні небаланси		
Модель	LSTNet	VARMA	LSTM	LSTNet	VARMA	LSTM
20.07.2021	489,47	454,15	209,79	1015,72	342,87	163,74
Тестова вибірка	631,29	489,58	239,15	632,36	348,35	222,37

Згідно із зазначеними значеннями показників MAPE та RMSE модель LSTNet демонструє значно гірші результати порівняно із еталонною моделлю VARMA. Натомість модель LSTM перевершує VARMA за точністю приблизно вдвічі, що є підставою вважати її оптимальним рішенням для вирішення задачі короткострокового прогнозування небалансів електроенергії та продовжити її вдосконалення.

Задля повнішої ілюстрації результатів дослідження в Додатку Г розміщено рисунки, на яких зображено добові значення MAPE, RMSE та коефіцієнта кореляції R між фактичними ΔP_f та прогнозними значеннями небалансів електроенергії ΔP_p . Графіки розглянутих показників моделі LSTM є більш плавними, порівняно із графіками інших моделей. Стосовно графіків коефіцієнта кореляції між фактичними і прогнозними даними моделі LSTNet, вони є значно різкозмінними, що свідчить про високу нестабільність результатів. На рис. 4.2 зображено фактичні й прогнозовані графіки небалансів електроенергії тестової доби 20.07.2021.

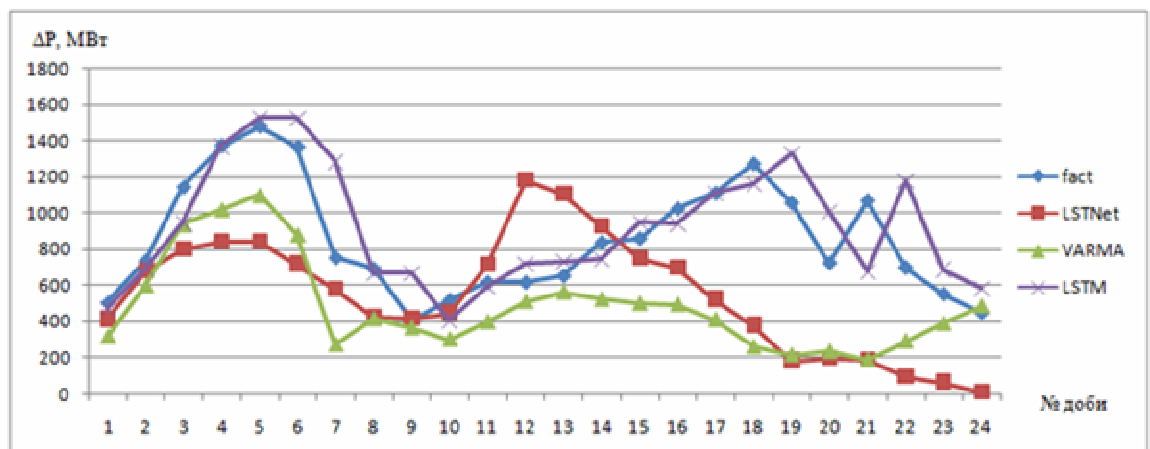


Рис. 4.2 Графіки значень небалансів електроенергії, прогнозовані за допомогою побудованих моделей, у порівнянні із фактичними для 20.07.2021

Графіки на рис. 4.2 лише засвідчують висновки, зроблені при аналізі похибок прогнозування, графік прогнозований, моделлю LSTM досить влучно повторює форму фактичного графіка й знаходиться в околі за числовими значеннями.

Як підсумок, в узагальнювальній таблиці 4.6 представлені значення середніх (MAPE, %), максимальних ($\max \delta, \%$) та мінімальних відносних похибок ($\min \delta, \%$) результатів прогнозування кожної дослідженої моделі, а також значення похибок RMSE та коефіцієнтів кореляції R (4.4) між фактичними значеннями небалансів електроенергії ΔP_f та прогнозованими ΔP_p [97].

Коефіцієнт кореляції між фактичними і прогнозованими значеннями $R(y, y')$:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})(y'_i - \bar{y}')}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y'_i - \bar{y}')^2}}, \quad (4.4)$$

Таблиця 4.6

Відносні похибки прогнозування позитивних і негативних небалансів електроенергії за допомогою розглянутих моделей

Позитивні небаланси електроенергії						
№ моделі	Модель	MAPE, %	max δ %	min δ %	RMSE, МВт	$R(\Delta P_f, \Delta P_p)$, %
1	AR	24,48	83,02	2,43	232,5	71,31
2	ARMA	23,26	91,75	0,39	230,7	73,4
3	ARIMA	23,08	77,05	1,4	231,43	75,68
4	SARIMA	27,66	68,06	0,26	299,1	65,08
5	VARMA	40,86	82,33	8,01	454,15	56,33
6	LSTNet	46,95	97,62	2,72	489,47	25,59
7	LSTM	20,73	70,6	0,01	209,8	79,79
Негативні небаланси електроенергії						
№ моделі	Модель	MAPE, %	max δ %	min δ %	RMSE, МВт	$R(\Delta P_f, \Delta P_p)$, %
1	AR	91,09	195,29	2,63	163,5	88,22
2	ARMA	91,16	195,2	2,57	163,5	88,19
3	ARIMA	94,52	206,94	2,78	161,41	87,47
4	SARIMA	83,32	232,78	0,96	287,18	70,41
5	VARMA	17,18	35,55	3,07	342,87	68,15
6	LSTNet	66,91	78,62	52,21	1015,72	79,29
7	LSTM	9,1	23,05	1,84	163,7	88,45

Додатково ці ж значення візуалізовано на рис. 4.3 у вигляді стовпчастих діаграм, значень похибок прогнозування MAPE, % (а), RMSE, МВт (б) та коефіцієнта кореляції між фактичними й прогнозними значеннями небалансів електроенергії $R(\Delta P_f, \Delta P_p)$ (в) для позитивних і негативних небалансів, прогнозованих за допомогою кожної із досліджених моделей [97]. Номера моделей на рис. 4.3 відповідають порядковим номерам в таблиці 4.6.

При прогнозуванні позитивних небалансів найменшу точність демонструють моделі VARMA та LSTNet, модель LSTM, що є найкращою,

лише незначно перевершує авторегресійні моделі (AR, ARMA, ARIMA, SARIMA). При прогнозуванні негативних небалансів електроенергії, згідно із значеннями MAPE, найвища точність притаманна моделям VARMA та LSTM, згідно із значеннями RMSE та $R(\Delta P_f, \Delta P_p)$, LSTM знаходиться на одному рівні з авторегресійними моделями AR, ARMA, ARIMA.

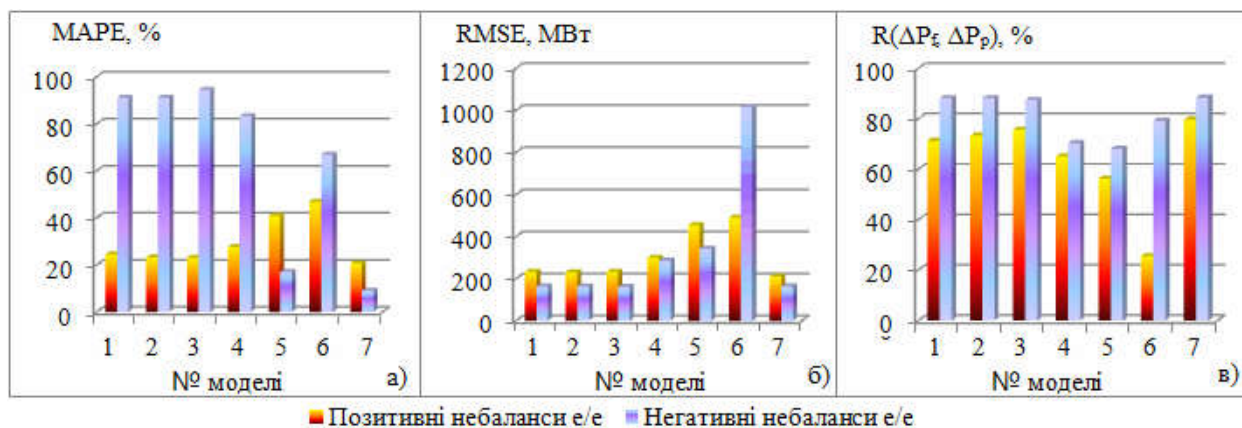


Рис. 4.3 Стовпчасті діаграми значень MAPE (а), RMSE (б) та $R(\Delta P_f, \Delta P_p)$ (в) досліджуваних моделей

Аналізуючи сукупність отриманих результатів, отримано висновок про доцільність для прогнозування позитивних і негативних небалансів електроенергії застосування моделі LSTM, яка дозволяє модифікації та розширення задля підвищення її продуктивності. Для здійснення чого розроблена модель LSTM із автоматичним підбором оптимальних гіперпараметрів. Задля доведення її доцільності проведено експеримент за даними двох вибірок позитивних небалансів електроенергії: 1 – 01.01-01.07.2020; 2 – 02.07-31.12.2023 [96].

В таблиці 4.7 наведено результати прогнозування моделей із найкращими (+) та найгіршими (-) параметрами для обох вибірок. На рис. 4.4 зображено зміна значень MAPE при виборі моделі з оптимальними параметрами (модель+) і моделі, при параметрах якої, отримано найгірші результати (модель-).

Ці результати за кожним із показників оцінювання свідчать про раціональність застосування описаного підходу, адже з його допомогою з'являється можливість зменшення похибки прогнозування в 3-4 рази.

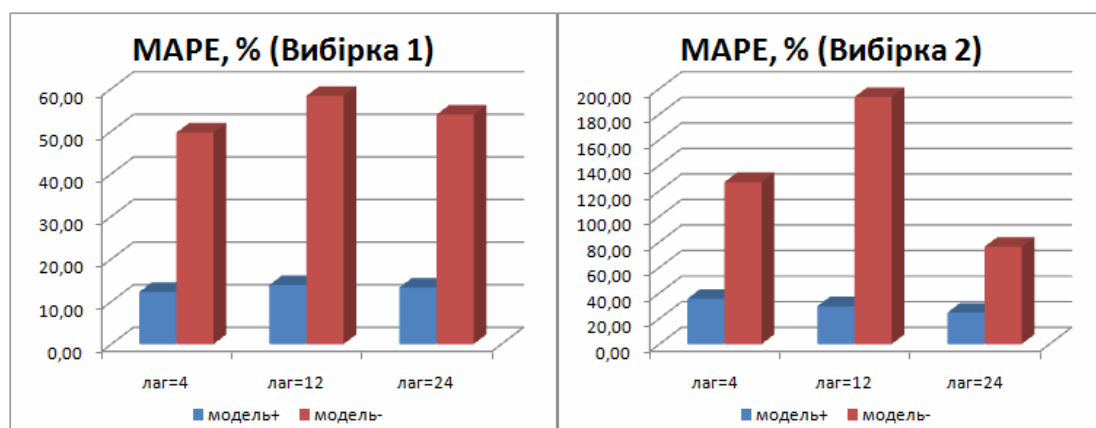


Рис. 4.4 Стовпчасті діаграми MAPE для моделей (+) та (-)

Таблиця 4.7

Значення похибок моделей LSTM із оптимальними (+) та найменш оптимальними гіперпараметрами (-)

Вибірка 1 (23.06-01.07.2020)						
Довжина вікна	4		12		24	
модель	+	-	+	-	+	-
гіперпараметри	[32;0,01;2]	[32; 0,1; 2]	[32; 0,1; 2]	[32; 0,1; 1]	[16; 0,1; 2]	[32; 0,1; 1]
MAPE, %	12,25	49,68	13,88	58,31	13,28	53,89
MAE, МВт	454,75	1483,18	489,74	3012,63	412,76	2626,78
RMSE, МВт	20,39	61,70	23,00	114,81	18,38	101,21
R(f, p), %	96,93	74,68	95,92	13,55	97,31	28,59
Вибірка 2 (23.12-31.12.2020)						
Довжина вікна	4		12		24	
модель	+	-	+	-	+	-
гіперпараметри	[16; 0,1; 2]	[32; 0,1; 2]	[16; 0,1; 2]	[16; 0,01; 1]	[16; 0,1; 2]	[32; 0,1; 2]
MAPE, %	35,45	126,82	29,62	193,45	24,66	76,24
MAE, МВт	484,48	1263,52	439,58	3843,93	345,73	2146,93
RMSE, МВт	20,27	48,40	18,81	140,41	15,22	89,61
R(f, p), %	93,13	77,19	93,59	36,43	95,90	-20,37

Нарешті проведено дослідження із застосуванням ансамблів штучних нейронних мереж, що відрізняються довжинами вікон [97].

Прогнозування здійснене за даними про позитивні та негативні небаланси електроенергії ОЕС України. Досліджуваний період 01.01.2021-02.01.2022 (8800 точок). Послідовно здійснено тобто 40 дослідів для кожної моделі з такими умовами: кількість передісторії – 6 місяців (4172 точки), горизонт

прогнозування 220 точок. Застосовані моделі LSTM відрізняються значенням довжини вікна (4; 12; 24), ансамблі є можливими варіантами комбінацій цих моделей. Значення похибок прогнозування наведено в таблиці 4.8.

Таблиця 4.8

Порівняння значень похибок прогнозування досліджуваних моделей та їх ансамблів

Модель	4	12	24	4+12	4+24	12+24	4+12+24
MAPE	49,68	47,57	43,00	47,78	44,56	43,71	44,90
MAE	191,54	191,26	175,17	186,76	172,54	174,00	174,97
RMSE	265,58	266,26	242,94	259,71	240,78	242,90	244,32
$R(f, p)$	91,59	91,50	92,90	91,93	93,05	92,91	92,84

Згідно із наведеними значеннями MAE, RMSE та $R(f, p)$ найвищу точність демонструє ансамбль «4+24», за MAPE – модель «24».

На діаграмах, що зображені на рис. 4.5 наведено відсоткову частку мінімальних значень похибки RMSE кожного із 40 дослідів протягом досліджуваного періоду для кожної моделі й ансамблю [98].

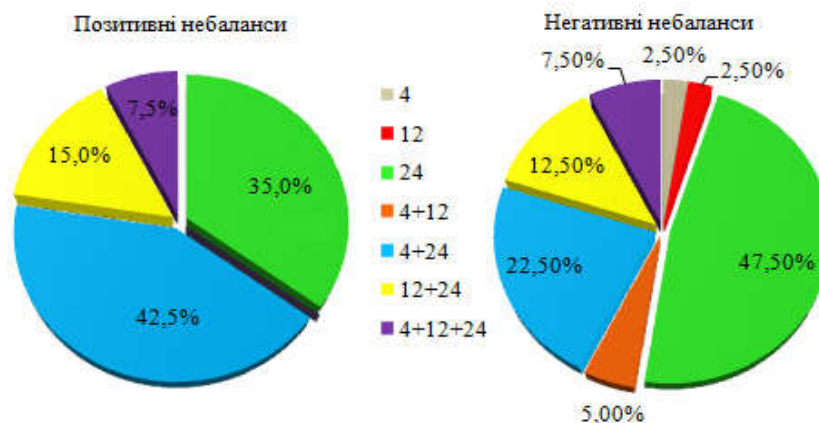


Рис. 4.5 Діаграми частки мінімальних значень похибки RMSE від загальної кількості дослідів

В таблиці 4.9 наведено розподіл значень відносних похибок протягом всього періоду прогнозування кожної моделі на деяких інтервалах. Згідно із цими даними при прогнозуванні негативних небалансів похибки різних моделей знаходяться в одному околі й мають менш екстремальні значення, ніж при прогнозування позитивних небалансів, для яких кращі результати мають модель «24» і ансамбль моделей «4+24». Для обох вибірок і кожної моделі

найвищу частоту має інтервал значень MAPE $5 \div 20\%$. Згідно із діаграмами, що зображені на рис. 4.17, за частотою мінімальних значень RMSE мають першість ансамбль «4+24» із показником 42,5% для прогнозування позитивних небалансів та модель «24» із показником 47,5% для прогнозування негативних небалансів електроенергії [98].

Таблиця 4.9

**Розподіл частоти значень відносних похибок прогнозування
досліджуваних моделей та ансамблів**

Інтервал		4	12	24	4+12	4+24	12+24	4+12+24
Позитивні небаланси електроенергії								
0	1	2,67	3,01	2,98	3,3	3,13	3	3,17
1	5	11,59	11,55	11,79	11,69	12,84	12,26	12
5	20	31,75	31,11	33,17	31,65	32,98	33,65	33,55
20	50	27,47	28,91	30,5	27,61	27,91	28,36	27,63
50	100	14,6	14,71	12,3	14,47	12,89	12,84	13,47
100	1000	11,79	10,57	9,18	11,16	10,18	9,79	10,08
1000	2000	0,11	0,14	0,08	0,11	0,06	0,09	0,09
2000	...	0,01	0,01	0	0,01	0,01	0,01	0,01
Негативні небаланси електроенергії								
0	1	3,9	3,6	3,61	3,93	3,73	3,72	3,82
1	5	15,17	14,21	14,14	14,74	15,32	14,64	15,06
5	20	40,13	40,49	41,45	40,31	41,5	41,15	41,02
20	50	30,92	31,69	31,45	31,17	30,32	31,41	30,91
50	100	8,05	8,21	7,84	8,13	7,52	7,5	7,6
100	1000	1,83	1,81	1,51	1,72	1,6	1,58	1,59

Загалом об'єднання моделей із різними характеристиками і гіперпараметрами сприяє підвищенню надійності й стабільності результатів прогнозування.

4.2 Прогнозування обсягу попиту на послугу балансування

4.2.1 Дослідження моделей BNN для прогнозування обсягу попиту на послугу балансування з оцінкою інтервалів прогнозування

Проведено ретельне дослідження моделі на основі BNN, яка має один прихований шар із функцією активації – гіперболічний тангенс *Tanh*. Навчання здійснюється за допомогою методу MCMC. Ядром MCMC є HMC (Hamiltonian Monte Carlo). Величина шуму моделі (*sigma*) визначається з гамма-розподілу *Gamma(0.5,1)*.

Визначення квантилів для неоднорідності розподілу може відбуватися на основі апостеріорних семплів, отриманих під час MCMC. Квантилі використовуються для оцінювання розмаху можливих значень в майбутньому, враховуючи неоднорідність розподілу. Можна обчислити різні квантилі, такі як медіана (p_{50}), нижні (p_{10} , p_{20} , p_{30} , p_{40}) та верхні (p_{90} , p_{80} , p_{70} , p_{60}) квантилі.

Задля оцінки точності прогнозування застосовано RMSE, метрики оцінки інтервалів прогнозування описані в розділі 3.2.3 (3.44-3.50).

За даними «вниз» та «вгору» проведено 12 дослідів, параметри яких та значення RMSE наведено в таблиці 4.10.

Таблиця 4.10

Значення RMSE, МВт прогнозування обсягу послуги балансування

№ дос.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Горизонт	72				168				504			
Передісторія	144	360	8760	14568	336	840	8760	14472	1008	2520	8760	14136
«Вниз»												
RMSE	333,88	315,15	309,01	356,73	289,49	280,25	283,84	360,67	267,97	266,87	279,89	387,50
«Вгору»												
RMSE	242,64	230,22	303,58	336,92	238,85	241,16	287,97	294,91	359,05	342,16	323,89	334,21

До прикладу на рис. 4.6-4.7 наведено графіки прогнозованих значень та квантилів.

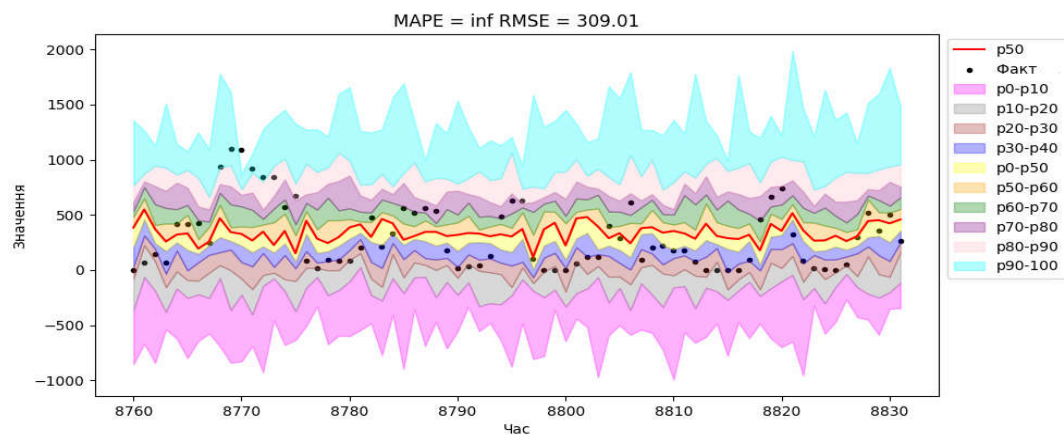


Рис. 4.6 Графіки прогнозу та їх інтервалів за даними «вгору», обсяг передісторії 144, горизонт прогнозування 72

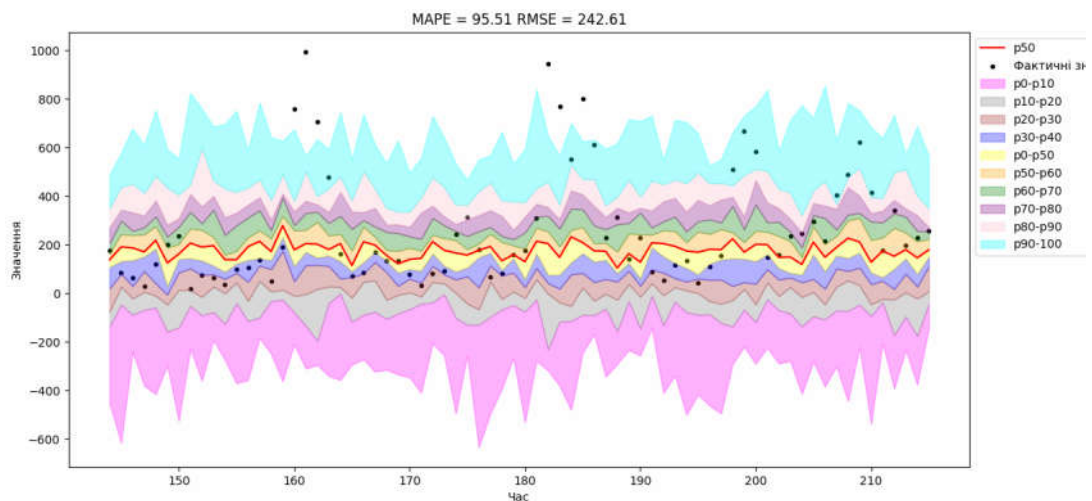


Рис. 4.7 Графіки прогнозу та їх інтервалів за даними «вниз», обсяг передісторії 8760, горизонт прогнозування 72

На рисунках 4.6-4.7 можна спостерігати широкий розкид фактичних значень прогнозованої величини навколо прогнозованої кривої, при цьому для обох вибірок ці значення здебільшого відповідають квантилям 20-30 та 70-80, що свідчить про високий рівень невизначеності у прогнозуванні та потенційну нестабільність моделі при роботі з даними, які характеризуються великою варіабельністю та непередбачуваними змінами.

Стовпчасті діаграми значень метрик оцінювання точності роботи досліджуваної моделі наведені на рисунках в Додатку Г.

Згідно з рис. Г.13 середні значення PIW для прогнозованих значень за

даними «вгору» є вищими, тобто межі цих інтервалів є ширшими. Здебільшого значення PISР, стовпчасті діаграми яких зображені на рис. Г.14, є вищими в кожній моделі для кожного інтервалу для вибірки «вниз», що свідчить про більшу кількість влучань у фактичних значень у відповідний інтервал прогнозування. Як зображено на рис. Г.15, значення показника PINAW за даними «вниз» для кожного горизонту прогнозування збільшуються пропорційно зі збільшенням передісторії, що є цілком виправданим та підкріплено вищими значеннями похибок (таблиця 4.10). Для вибірки даних «вгору» натомість присутнє суттєве зниження PINAW при горизонті прогнозування 504 точки. Оскільки цільове значення PINAW прямує до нуля, слід зауважити, потребу цієї моделі у великому обсязі передісторії. Показник PINAD (рис. Г.16) збільшується для кожної моделі зі звуженням інтервалу прогнозування. Для вибірки «вниз» спадає зі зростанням обсягу передісторії, для вибірки «вгору» навпаки – зростає, що свідчить про більшу нестабільність ретроспективних даних останньої та потребу в підборі оптимального обсягу передісторії. Значення показника PISAW (рис. Г.17), є вищими за 1 вказують на перевернення прогнозованим діапазоном фактичного розмаху.

Загалом результати прогнозування обсягу попиту на послугу балансування є задовільними та потребують вдосконалення.

4.2.2 Порівняння результатів прогнозування за допомогою BNN, GAN та їх ансамблю

Задля підвищення точності результатів прогнозування обсягу попиту на послугу балансування побудовано моделі на основі баєсової та генеративно-змагальної нейронної мережі й проведено їх порівняння [107].

Баєсова нейронна мережа (BNN)

Архітектура побудованої моделі є такою:

Кількість вхідних вузлів 1, кількість виходів 1, кількість прихованих вузлів 5, параметр масштабу для апіорного розподілу 10, 2 приховані шари, що використовують лінійну трансформацію, функція активації – гіперболічний

тангенс. Всі ваги і зсуви шарів визначаються як зразки з апіорного розподілу, в даному випадку, нормального розподілу зі середнім значенням 0 і масштабом 10.

Для навчання моделі використовується MCMC (Markov Chain Monte Carlo) з алгоритмом NUTS (No-U-Turn Sampler) – це вдосконалений алгоритм MCMC. NUTS дозволяє автоматично визначити кількість кроків і не вимагає встановленого розміру кроку.

Генеративно-змагальна мережа

Архітектура застосованої моделі GAN виглядає так:

Генератор: Вхідний шар (2 вузли) → Прихований шар (16 вузлів) з активацією ReLU → Прихований шар (32 вузли) з активацією ReLU → Вихідний шар (2 вузли).

Дискримінатор: Вхідний шар (2 вузли) → Прихований шар (256 вузлів) з активацією ReLU та Dropout (0,5) → Прихований шар (128 вузлів) з активацією ReLU та Dropout (0,5) → Прихований шар (64 вузли) з активацією ReLU та Dropout (0,5) → Вихідний шар (1 вузол) з активацією сигмоїдна функція.

Генератор і дискримінатор виконано у вигляді нейромереж прямого зв'язку (feedforward neural network (FNN)). Навчання триває протягом 100 епох з використанням оптимізатора Adam для оновлення параметрів дискримінатора і генератора. Функція втрати `nn.BCELoss()` використовується для обчислення бінарної крос-ентропії.

Додатково побудовано ансамбль баєсової нейронної мережі та генеративно-змагальної мережі (BNN+GAN). Результатом прогнозування цієї моделі є об'єднані значення прогнозування моделей BNN та GAN за допомогою середнього арифметичного значення.

Метою цього підходу є збільшення стійкості та точності прогнозів шляхом поєднання сильних сторін кожної моделі. Тобто це може допомогти знизити варіабельність прогнозів та забезпечити більш надійні результати.

Дослідження описаних моделей проведено за погодинними даними про обсяги енергії балансування (вгору і вниз). Обсяг передісторії 13.10.2022-10.10.2023 (8704 точки). Тестовий період 11-31.10.2023 (21 доба, 504 точки).

Виконано досліді із горизонтом прогнозування 72 точки (7 по 72) та 504 точки.

Метрики оцінки точності для даних вгору: RMSE і MAPE, для даних вниз – RMSE і MAE. Результати наведено в таблиці 4.11.

У більшості випадків значення похибки прогнозування ансамблю мереж є нижчим за значення похибок обох мереж, що свідчить про вдалу компенсацію мережами недоліків одне одної. При прогнозуванні за даними «вгору» на 504 точки вперед результати несуттєво відрізняються від середнього значення похибки при прогнозуванні того ж обсягу по 72 точки, у випадку даних «вниз» – прогнозування на 504 точки виявилось значно точнішим.

До прикладу в Додатку Г наведено графіки прогнозованих значень деяких моделей в порівнянні із фактичними графіками.

Графіки прогнозованих значень ілюструють, що для даних «вгору» значення, прогнозовані BNN, здебільшого коливаються навколо середнього значення вибірки передісторії, а графіки, прогнозовані GAN намагаються повторити характер форми.

Таблиця 4.11

Значення похибок прогнозування обсягу послуги балансування за допомогою BNN, GAN та їх ансамблю

«Вгору»							
		MAPE, %			RMSE, MBт		
Горизонт	№ досл.	BNN	GAN	BNN+GAN	BNN	GAN	BNN+GAN
72	1	53,24	66,25	56,26	331,69	431,97	362,22
	2	99,56	95,62	91,45	445,92	560,97	483,37
	3	47,41	61,66	51,38	261,15	389,46	304,64
	4	192,12	232,00	205,79	336,62	454,64	368,65
	5	226,65	235,82	223,14	286,07	397,54	312,08
	6	243,93	142,58	186,10	264,82	252,22	226,92
	7	287,45	242,74	256,59	307,67	343,59	293,69
	Σ	164,33	153,81	152,96	324,48	413,93	344,07
504	1	170,01	159,88	158,16	326,87	388,63	335,80
«Вниз»							
		MAE, MBт			RMSE, MBт		
Горизонт	№ досл.	BNN	GAN	BNN+GAN	BNN	GAN	BNN+GAN
72	1	279,61	248,39	252,84	318,60	344,14	312,88
	2	309,58	317,57	300,24	368,87	428,71	384,61

	3	232,91	176,15	178,47	264,78	248,32	203,75
	4	237,60	151,91	147,01	269,58	213,62	170,81
	5	207,18	185,41	159,37	249,04	244,07	192,59
	6	202,12	255,26	198,79	245,17	343,33	261,83
	7	259,29	276,54	238,59	303,59	395,22	318,02
	Σ	246,81	230,33	210,63	315,30	342,72	319,46
504	1				291,46	325,83	273,41

За даними «вниз» здебільшого графіки, прогнозовані BNN, завищені відносно фактичних графіків, а графіки, прогнозовані GAN, навпаки – заниженими. В обох випадках графіки, прогнозовані ансамблем BNN+GAN, є більш вдалими, з точки зору точності прогнозування.

4.3 Розробка комп'ютерних програм на основі виконаних досліджень

На основі виконаних в цій роботі досліджень з прогнозування сумарного електричного навантаження енергосистеми та сумарних небалансів електроенергії, розроблено декілька застосунків, що сприяють полегшенню досліджень та можуть бути корисними у вирішенні відповідних кожному задач. А саме:

- Прогнозування добових графіків сумарного електричного навантаження;
- Прогнозування добових графіків сумарних небалансів електроенергії;
- Розрахунку цін та тарифів на електричну енергії.

При цьому розроблені програми можуть бути корисними одна одній відповідно в порядку їх переліку.

4.3.1 Комп'ютерна програма «Прогнозування добових графіків сумарного електричного навантаження (fds_oel)»

Грунтуючись на результатах проведених досліджень щодо прогнозування сумарного електричного навантаження енергосистеми розроблено застосунок «Прогнозування добових графіків сумарного електричного навантаження

(fds_oel) (авторське свідоцтво наведено в Додатку Б). В цій програмі втілено найбільш універсальні й найменш ємнісні моделі прогнозування. Вона дає змогу здійснити прогнозування сумарного електричного навантаження на від однієї до семи діб, однофакторне й враховуючи вплив температури повітря, для регіональної та об'єднаної енергосистеми – як безпосереднє, так і ієрархічне прогнозування. Вибір методу(ів) прогнозування здійснюється автоматично, з огляду на задані користувачем параметри та результати аналізу вхідних даних, а саме:

1. Прогнозування навантаження однієї області:
 - однофакторне за допомогою методів:
 - за передісторії менше 1 місяця: згладжування із стохастичною добавкою (у випадках, якщо коефіцієнт автокореляції становить понад 50% або у випадку справності правила «трьох сигм»), наївний прогноз з додатковим застосуванням атрактора Лоренца (в усіх інших випадках);
 - за передісторії від 1 місяця до пів року: ARIMA з підбором оптимальних коефіцієнтів (за високої автокореляції), ARIMAX з підбором оптимальних коефіцієнтів (за умови високої кореляції із номером дня тижня), SARIMA з підбором оптимальних коефіцієнтів (в інших випадках);
 - за передісторії більше пів року: LSTM.
 - прогнозування з урахуванням температури повітря, як фактора впливу, метод: попередня декомпозиція Гільберта-Хуанга, прогнозування окремо складових (базової і температурної). У випадку відсутності кореляції (менш ніж 40%) між температурою повітря і навантаженням, автоматично буде здійснено однофакторне прогнозування.
2. Прогнозування навантаження одного регіону:
 - Ієрархічне прогнозування: окреме прогнозування кожної області за 1.1, результуючий прогноз – сума прогнозів відповідної області. Проводиться додаткова корекція результатів прогнозування – поздовжня (по областям) й поперечна (по годинним профілям);
 - Безпосереднє прогнозування: аналогічно 1.1, без можливості

врахування температури повітря

3. Прогнозування навантаження ОЕС України:

- Ієрархічне прогнозування: окреме прогнозування кожної області за 1.1, результуючий прогноз – сума прогнозів відповідної області;
- Безпосереднє прогнозування: аналогічно 1.1, без можливості врахування температури повітря

В цей застосунок включено методи й моделі прогнозування, що є особливо адаптивними до різних за характером наборів даних про електричне навантаження.

Користувач може отримати результати роботи програми у вигляді графіків (Додаток Д, рис. Д.1) та таблиць похибок (рис. 4.8), результати можуть бути збережені в Excel-файлі.



	21.1.2020	22.1.2020	23.1.2020	24.1.2020	25.1.2020	26.1.2020	27.1.2020	Загальне
MAPE, %	4.465	5.978	9.249	7.341	5.313	8.408	10.814	7.367
RMSE, МВ	25.588	33.526	50.859	36.938	28.769	43.907	55.85	40.716
MAE, МВт	0.342	4.856	31.364	-7.75	5.999	12.408	50.997	14.031

Показати добові графіки похибок

Додаткові функції

Зберегти результати в Excel

Рис. 4.8 Інтерфейс виведення результатів прогнозування fds_oel

В Додатку Д до прикладу наведено результати прогнозування таких об'єктів: Вінницька область, Донбаська регіональна енергосистема та ОЕС України. План експерименту, що містить 24 дослідів, та відповідні значення похибок прогнозування наведено в таблиці Д.1 (де Б – безпосереднє прогнозування, І – ієрархічне). Метрики для оцінки точності прогнозування: MAPE, RMSE та MAE. На рис. Д.1 наведено графіки прогнозованих значень навантаження дослідів 4 та 16 й на рис. Д.2 стовпчасті діаграми MAPE прогнозування для обленерго дослідів 20.

Результати роботи описаної програми з прогнозування електричного навантаження енергосистеми є задовільними. Основною її перевагою є гнучкість алгоритмів та репрезентативність результатів.

4.3.2 Комп'ютерна програма «Прогнозування добових графіків сумарних небалансів електроенергії (fds_oie)»

За результатами проведених досліджень щодо прогнозування сумарних небалансів електроенергії розроблено комп'ютерну програму «Прогнозування добових графіків небалансів електроенергії» (авторське свідоцтво наведено в Додатку Б).

В цю програму включені авторегресійні методи, методи наївного прогнозування, адитивної декомпозиції та GAN, адже вони є універсальними, що забезпечить якісний підбір методу для будь-яких даних. Отже, користувач(ка) має змогу прогнозувати небаланси електроенергії за допомогою обраного ним (нею) методу серед:

- за передісторії менше 32 діб: згладжування із стохастичною добавкою, наївний прогноз з додатковим застосуванням атрактора Лоренца, ARIMA з підбором оптимальних коефіцієнтів;

- за передісторії від 32 до 160 діб: ARIMA з підбором оптимальних коефіцієнтів, SARIMA з підбором оптимальних коефіцієнтів, адитивна декомпозиція.

- за передісторії більше 160 діб: GAN і адитивна декомпозиція.

За кожним випадком проведено розрахунки за даними позитивних і негативних небалансів електроенергії ОЕС України, результати яких наведено в Додатку Д в таблиці Д.2. Горизонт прогнозування – 7 діб.

Ця програма надає результати своєї роботи у вигляді таблиць похибок прогнозування (рис. 4.9) та графіків (Додаток Д рис. Д.3). Також є додаткова функція збереження результатів в Excel-файлі.

Також до прикладу в таблиці Д.2 наведено результати дослідів з позитивних небалансів за допомогою моделі SARIMA та негативних небалансів за допомогою моделі адитивної декомпозиції.



Рис. 4.9 Інтерфейс виведення результатів прогнозування fds_oie

Розроблений застосунок «Прогнозування добових графіків сумарних небалансів електроенергії» є зручним та надійним.

4.3.3 Комп'ютерна програма «Модель розрахунку цін та тарифів на електричну енергію (дослідна модель) (IMPM)»

Задля виконання досліджень роздрібних цін та тарифів для споживачів електричної енергії України [108] розроблено дослідну комп'ютерну програму розрахунку вартості електричної енергії. Її авторське свідоцтво наведено в Додатку Б.

Програма призначена для моделювання результатів розв'язання задачі децентралізованого сполучення цінових областей у сегменті ринку «на добу наперед» (РДН) з використанням різних типів заявок на купівлю/продаж електроенергії в умовах зміни окремих правил торгів, зумовлених рішеннями Регулятора.

Розроблена програма реалізує математичні моделі розрахунку ринкової вартості електричної енергії (з виділенням окремо частки вартості на РДН та небалансів), роздрібних цін та тарифів для споживачів електричної енергії для варіантів роботи споживачів з погодинним обліком електроенергії (А) та без погодинного обліку (Б), а також самостійної участі споживачів на оптовому ринку електричної енергії, як з урахуванням двосторонніх договорів (В1) так і виключно на даних РДН (В2).

Вхідними даними є фактичні графіки навантаження за обраний період,

прогнозовані графіки навантаження можуть бути, також, задані користувачем або сформовані за допомогою наївного прогнозу. Розрахунок здійснюється згідно алгоритму, визначеного Правилами ринку.

Вартість електроенергії, закупленої у сегменті ринку двосторонніх договорів (РДД) за всю добу постачання (розраховується лише для варіанту самостійної закупівлі):

$$B_{РДД}^{(B)} = C_{УЕБ}^{с.зв.} \cdot V_{баз}^{прог} \cdot 24, \quad (4.5)$$

де для визначення щогодинного обсягу добового базису виконується пошук мінімального значення прогнозованого щогодинного споживання електроенергії за добу:

$$V_{баз}^{прог} = \min(V_h^{прог}) \forall h = \{1..24\}; \quad (4.6)$$

де $C_{УЕБ}$ – середньозважена ціна закупівлі базисних обсягів електроенергії у сегменті РДД на добу постачання визначається за статистикою торгів на офіційному сайті «Української енергетичної біржі» [109].

Вартість закупівлі електроенергії в сегменті РДН на розрахункову добу:

А) при закупівлі у постачальника з погодинним обліком:

$$B_{РДН}^{(A)} = \sum_{h=1}^{24} (C_{РДН(h)}^{сп.} + T_{OP}^{морг.}) \cdot V_h^{прог}, \quad (4.7)$$

$T_{OP}^{морг.}$ – тариф оператора ринку за фактичні операції купівлі/продажу;

$C_{РДН}^{сп.}$ – гранична ціна РДН.

Б) Варіант закупівлі електроенергії у постачальника без погодинного її обліку передбачає закупівлю прогнозованих погодинних обсягів для групи споживачів категорії Б із подальшим розподілом вартості закупленої електроенергії між споживачами згідно із фактично спожитими обсягами електроенергії. Для цього варіанту закупівлі електроенергії вартість закупленої у сегменті РДН електроенергії на розрахункову добу постачання розраховується як [109]:

$$B_{РДН}^{(B)} = \frac{\sum_{h=1}^{24} (C_{РДН(h)}^{сп.} + T_{OP}^{морг.}) \cdot V_{РДН(h)}^{м.з.} \cdot K_{ОСП(h)}^{(B)}}{\sum_{h=1}^{24} V_{РДН(h)}^{м.з.} \cdot K_{ОСП(h)}^{(B)}} \cdot \sum_{h=1}^{24} V_h^{факт.}; \quad (4.8)$$

де K_{OCP} – коефіцієнт ОСР.

В) У випадку самостійної закупівлі вартість закупленої у сегменті РДН електроенергії на розрахункову добу постачання розраховується так [109]:

$$B_{PДH}^{(B)} = \sum_{h=1}^{24} C_{PДH(h)}^{cp} + T_{OP}^{морз} \cdot V_{зм(h)}^{проз} + \frac{T_{OP}^{уч}}{N_M}, \quad (4.9)$$

де $T_{OP}^{уч}$ – тариф оператора ринку за участь.

Погодинний обсяг закупівлі змінної долі електроенергії у сегменті РДН:

$$V_{зм(h)}^{факт} = V_h^{факт} - V_{баз}^{факт}. \quad (4.10)$$

Вартість небалансів в годину t доби d в торговій зоні z розраховувалась за формулою [109]:

$$B_{неб} = \begin{cases} IEQ_{tdz} \cdot \min(PDAM_{tdz}, IMSP_{tdz}) \cdot (1 - K^{im}) & \text{якщо } IEQ_{tdz} > 0, ; \\ IEQ_{tdz} \cdot \max(PDAM_{tdz}, IMSP_{tdz}) \cdot (1 + K^{im}) & \text{якщо } IEQ_{tdz} < 0, ; \\ 0 & \text{якщо } IEQ_{tdz} < 0, \end{cases} \quad (4.11)$$

де IEQ_{tdz} – обсяг небалансів;

$PDAM_{tdz}$ – визначена на торгах РДН ціна купівлі/продажу електричної енергії;

$IMSP_{tdz}$ – ціна небалансу електричної енергії за результатами роботи балансуючого ринку;

$K^{im} = 0,05$ – коефіцієнт ціни небалансу.

Тоді добова вартість електроенергії для досліджуваних варіантів закупівлі електроенергії розраховується так:

$$\begin{aligned} B^{(A)} &= B_{PДH}^{(A)} + B_{неб}; \\ B^{(B)} &= B_{PДH}^{(B)} + B_{неб}; \\ B^{(B1)} &= B_{PДH}^{(B)} + B_{PДД} + B_{неб}; \\ B^{(B2)} &= B_{PДH}^{(B)} + B_{неб}. \end{aligned} \quad (4.12)$$

Попередньо для розрахунку кінцевого тарифу потрібно розрахувати складову кінцевого тарифу в частині закупівлі електроенергії за приведенням суми витрат у ринкових сегментах до одиниці фактично спожитого обсягу. Для варіантів А та В:

$$C_D^* = \frac{B_D^*}{V_D^{факт}}, \quad (4.13)$$

Для варіанту Б:

$$V_D^{\text{факт}} = \sum_{h=1}^{24} V_h^{\text{факт}},$$
$$C_{\text{Мроз}}^{(Б)} = \frac{B_{\text{РДН}}^{(Б)}}{V_D^{\text{факт}}} \quad (4.14)$$

Нарешті кінцевий тариф для споживача формується за загальною формулою:

$$T_{(D)}^* = C_{(D)}^* \cdot K + T_{\text{ОСП}} + T_{\text{ОСР}} + T_{\text{пост}}. \quad (4.15)$$

K та $T_{\text{пост}}$ визначаються на сайті постачальника.

Результатом роботи програми є: розраховані значення вартості електроенергії й окремо її складових; розраховані значення кінцевого тарифу для споживача й окремо його складових; добові графіки складових вартості електроенергії; добові графіки фактичного й прогнозного навантаження та значень небалансів електроенергії.

В Додатку Д наведено приклади розрахованих значень кінцевого тарифу за електроенергію та вартості електроенергії для Тернопільобленерго для таких варіантів: а) – закупівля у постачальника з погодинним обліком електроенергії; б) – закупівля у постачальника без погодинного обліку електроенергії; в1) – самостійна закупівля з урахуванням РДД; в2) – самостійна закупівля без урахування РДД. Отже, в розглянутому прикладі найменшої вартості електроенергії можна досягти при переході на закупівлю у постачальника з погодинним обліком електроенергії. В Додатку Д наведено приклади добових графіків вартості електроенергії за кожним варіантом.

Наявна додаткова функція для відображення результатів та графіків для будь-якого дня із заданого діапазону. Описаний застосунок є зручним та інтуїтивним, і більше того вельми корисним в прийнятті рішення про зміну типу участі на ринку електроенергії.

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 4

1. Проведене ретельне дослідження моделей авторегресії для прогнозування сумарних небалансів електроенергії (AR, ARMA, ARIMA, SARIMA). Значення відносних похибок прогнозування за допомогою авторегресійних моделей для тестової доби коливаються в межах $23 \div 27,6\%$ для позитивних небалансів та $9,2 \div 15,9\%$ – для негативних. Серед розглянутих моделей найвищу точність показала модель ARIMA.

2. Комбіновані моделі, що передбачають декомпозицію та прогнозування із застосуванням регресора – сумарного обсягу сонячної і вітрової генерації, не перевершують за точністю прогнозування моделі ARIMA й VARMA, що свідчить про доцільність застосування однофакторного прогнозування.

3. Результати експериментів з прогнозування небалансів електроенергії ОЕС України за допомогою моделей ШНМ, вказують на доцільність застосування для досягнення цієї мети моделі LSTM, яка дозволяє досягти значень MAPE $20,73\%$ для позитивних небалансів, $9,1\%$ – для негативних для тестової доби та $66,25\%$ та $17,98\%$ відповідно для тестової вибірки.

4. В процесі вдосконалення моделі прогнозування задля підвищення її точності та гнучкості розроблено модель на основі моделі LSTM із автоматичним налагодженням її структури. Доведено, що її застосування дозволяє зменшити значення похибок прогнозування втричі.

5. Задля підвищення надійності та стабільності результатів короткострокового прогнозування небалансів електроенергії доведено раціональність застосування ансамблів нейронних мереж LSTM із автоматичним налагодженням її структури з різними довжинами вікон. Це дозволило досягти рівня MAPE прогнозування позитивних небалансів до 43% , порівняно із $66,25\%$ для LSTM.

6. Зважаючи на високу нестаціонарність вибірок значень попиту на послугу балансування, їх прогнозування здійснене за допомогою ШНМ BNN та GAN, які своїми характерними особливостями відповідають задачі

прогнозування із високою невизначеністю.

7. При прогнозуванні за допомогою BNN проведено кілька дослідів із різними горизонтами прогнозування та обсягами передісторії. За даними "вниз" найнижчого значення RMSE 266,87 MBт досягнуто при прогнозуванні на 504 точки за обсягу передісторії 2520 точок, за даними "вгору" – RSME 230,22 MBт – при горизонті 72 точки за обсягу передісторії 360 точок. Оптимальним відношенням обсягу тестової та ретроспективної вибірок є не менш, ніж 1:5.

8. Задля порівняння моделей на основі мереж BNN, GAN та їх ансамблю проведено низку дослідів із прогнозуванням на 72 точки. У більшості випадків та в середньому похибки MAPE та RMSE ансамблю моделей є нижчими за відповідні значення похибок обох моделей. Це свідчить про їх вдалу комбінацію задля компенсації недоліків одне одного, що позитивно впливає на точність прогнозування.

8. Розроблено комп'ютерну програму «Прогнозування добових графіків сумарного електричного навантаження» для його короткострокового (1-7 діб) прогнозування із автоматичним вибором оптимальної моделі для одно- чи багатофакторного (із впливом температури повітря) прогнозування обласної, регіональної чи ОЕС (як безпосереднього, так і ієрархічного).

9. Розроблено комп'ютерну програму «Прогнозування добових графіків сумарних небалансів електроенергії» для прогнозування позитивних та негативних небалансів електричної енергії ОЕС України на 1-7 діб. Втілено моделі, що потребують найменше обчислювальної потужності: наївні методи, авторегресійні моделі – ARIMA й SARIMA, модель адитивної декомпозиції та модель на основі ШНМ GAN.

10. Розроблено комп'ютерну програму «Модель розрахунку цін та тарифів на електричну енергію», в якій реалізовано моделі для обчислення значень тарифу та вартості електричної енергії залежно від типу закупівлі електроенергії. Застосунок є інтуїтивним та інформативним.

Результати експериментальних досліджень даного розділу наведено в таких публікаціях: Посилання [5, 92-94, 96-98, 104-108], див. Список використаних джерел стор. 159-170.

ВИСНОВКИ

В дисертаційній роботі розв'язано актуальні наукові та науково-практичні задачі короткострокового прогнозування добових графіків електричного навантаження енергосистеми, сумарних небалансів електроенергії ОЕС України та обсягу послуги балансування.

За результатами аналізу літературних джерел визначено недостатню поглибленість наявних моделей короткострокового прогнозування електричного навантаження у частині врахування впливу зовнішніх факторів, зокрема погодних умов. Визначено, що задача прогнозування небалансів на балансуєчому ринку фактично не розв'язуються, що може обґрунтовано новизною цієї задачі в сучасних умовах функціонування ОЕС України .

За результатами статистичного аналізу вибірок ретроспективних даних досліджуваних величин визначена складність задач прогнозування сумарного електричного навантаження енергосистеми, сумарних небалансів електроенергії ОЕС України, обсягу попиту на послугу балансування. Кожен із розглянутих процесів є нестационарним. Показано, що характерною особливістю добових графіків сумарного електричного навантаження є їх чітка періодичність, повторювана форма та виражені закономірності. Також наявний тісний односторонній зв'язок між зміною сумарного електричного навантаження та зміною температури повітря довкілля. Добові графіки позитивних та негативних небалансів електроенергії відрізняються високими значеннями автокореляції, певною періодичністю та високою варіативністю. Даним про обсяги попиту на послугу балансування при завантаженні та розвантаженні притаманна висока варіативність та відсутність явних закономірностей. Часові ряди даних про небаланси електроенергії та попит на послугу балансування не зазнають визначеного зовнішнього впливу. Отже, встановлено, що кожна із окреслених задач потребує індивідуального підходу до вибору й розробки моделей прогнозування.

Задля прогнозування добових графіків сумарного електричного

навантаження енергосистеми побудовано низку моделей, заснованих на емпіричних підходах до сепарування часового ряду на складові (залежну й незалежну від зовнішнього фактора – температури повітря довкілля) та аналітичних методах прогнозування (поліноміальна та квантильна регресія, метод Холта-Вінтерса). При прогнозуванні навантаження енергосистеми за допомогою цих моделей досягнуто значень MAPE в діапазоні $1,45 \div 3,5\%$.

На основі запропонованого способу декомпозиції графіків передісторії із застосуванням перетворення Гільберта-Хуанга, що дозволяє визначити межі «зони нечутливості» електричного навантаження до температури повітря довкілля та підвищити надійність виділення температурної складової електричного навантаження, розроблено аналітичну комплексну модель. Прогнозування температурної складової за допомогою моделі поліноміальної регресії із вибором оптимального степеня й моделі та прогнозування базової складової за допомогою методу канонічного розкладання випадкових процесів. MAPE прогнозування становить в середньому 2%.

Розроблено гібридну модель для короткострокового прогнозування добових графіків сумарного електричного навантаження, в якій для декомпозиції графіків передісторії застосовано метод на основі перетворення Гільберта-Хуанга, для прогнозування базової складової використано рекурентну штучну нейронну мережу (ШНМ) LSTM, а для складової, що відображає вплив температури повітря на навантаження, використано поліноміальні регресійні залежності для кожного годинного профілю, що у порівнянні з досліджуваними моделями підвищило точність короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження в середньому на 25%.

Задля побудови моделей для короткострокового прогнозування сумарних графіків небалансів електричної енергії ОЕС України проведено ретельний аналіз вибірок про позитивні, негативні й сумарні небаланси та їх зв'язку із зовнішніми факторами, також розглянуто й випробувано низку методів прогнозування, в результаті чого розроблено ефективну модель прогнозування. Зважаючи на високу автокореляцію досліджуваних часових рядів проведено

низку вичерпних дослідів із прогнозуванням небалансів електроенергії на допомогу авторегресійних моделей, серед яких найвищої точності досягнуто із використанням ARIMA та VARMA. Оскільки комбіновані моделі із використанням прямого зовнішнього фактора – прогнозованого обсягу сонячної і вітрової генерації, як екзогенної змінної не перевершили результати моделей ARIMA та VARMA, зроблено висновок про доцільність однофакторного прогнозування небалансів електроенергії.

Проведено порівняльний аналіз моделей на основі нейронних мереж LSTM та LSTNet, яка містить в собі моделі CNN та RNN. Результати прогнозування вказують на перевагу LSTM. Тому задля підвищення точності прогнозованих результатів було проведено певні модифікації та вдосконалення моделі на основі ШНМ LSTM. А саме: в алгоритм моделі додано компонент, що здійснює автоматичний вибір значень гіперпараметрів моделі – початкового кроку навчання, кількості прихованих шарів та кількості нейронів в прихованому шарі. Це додаткове ускладнення дозволяє суттєво спростити роботу з налаштування моделі та забезпечити більш точні результати прогнозування. Також виконане дослідження із випробуванням ансамблів моделей LSTM, які відрізняються між собою значеннями довжини вікна, що відповідають значенням періодичності, які притаманні вибірці ретроспективних даних (4, 12, 24). Кожна із моделей в ансамблі в процесі роботи підбирає свої оптимальні гіперпараметри. Результат роботи ансамблю моделей LSTM, обчислений як середнє арифметичне графіків, прогнозованих кожною моделлю у рівних пропорціях. Згідно із отриманими результатами такий підхід забезпечує підвищення надійності отриманих результатів та й підвищення точності.

Задля розв’язання задачі прогнозування обсягу попиту на послугу балансування запропоновано застосування класів ШНМ, відмінних від LSTM за своєю архітектурою й призначенням, ймовірнісних нейромереж (а саме баєсових нейромереж), які крім найімовірнішого значення обсягу попиту на послугу балансування також дають змогу оцінювати із заданою наперед

ймовірністю максимальні відхилення обсягу попиту від прогнозованого значення. На відміну від інших методів оцінювання таких максимальних відхилень, байєсова ШНМ враховує наявність «шуму» в даних, що забезпечує точнішу оцінку максимальних відхилень обсягу попиту від прогнозованого значення. Додатково проведено випробування ансамблю моделі BNN із генеративно-змагальною мережею, що позитивно вплинуло на підвищення точності прогнозування графіків обсягу попиту на послугу балансування.

За результатами проведених досліджень щодо прогнозування значень сумарного електричного навантаження та сумарних небалансів електроенергії розроблено комп'ютерні програми: «Прогнозування добових графіків сумарного електричного навантаження», «Прогнозування добових графіків сумарних небалансів електроенергії», в яких втілено моделі, які є найбільш універсальними й потребують найменше обчислюваних ресурсів. Також, за результатами досліджень впливу прогнозу небалансів електричної енергії в ОЕС України на кінцеву вартість електричної енергії розроблено програму «Модель розрахунку цін та тарифів на електричну енергію». Їх, як окрема, так і злагоджена робота дозволяє користувачеві/користувачці вирішити коло актуальних на часі задач на ринку електроенергії України. Отримано два авторські свідоцтва на розроблені засоби прогнозування.

Результати роботи впроваджено в навчальному процесі під час формування складових навчально-методичного забезпечення, зокрема і практичних робіт, з дисципліни «Системи ринків електричної енергії» для підготовки магістрів за спеціальністю 141 «Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка» в Інституті енергозбереження та енергоменеджменту НТУ України «КПІ ім. І. Сікорського». В межах виконання роботи опрацьовано та здійснено підготовку до прийняття як національного міжнародного стандарту IEC 62325-451-7:2021 Framework for energy market communications - Part 451-7: Balancing processes, contextual and assembly models for European style market.

Розроблена комп'ютерна програма впроваджена в дослідну експлуатацію у відділі супроводу клієнтів ТОВ «НОВІ ЕНЕРГЕТИЧНІ ПРОЕКТИ».

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Про ринок електричної енергії: Закон України № 2019-VIII від 13.04.2017 р.
2. Кириленко О. В., та ін. Енергетика України: ймовірні сценарії відновлення та розвитку. *Вісник НАН України*, 2022, 9: 22-37.
3. Блінов І. В. Проблеми функціонування та розвитку нової моделі ринку електричної енергії в Україні (за матеріалами наукової доповіді на засіданні Президії НАН України 3 лютого 2021 р.). *Вісник НАН України*. 2021 <https://doi.org/10.15407/visn2021.03.020>
4. Черненко П. О., Сичова В. В. Удосконалення алгоритму визначення впливу температури повітря на сумарне електричне навантаження енергосистеми для підвищення точності короткострокового прогнозування. *Технічна електродинаміка*. 2021. №2 С. 77-83 DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2021.02.077>
5. Сичова В. В. Прогнозування добових графіків сумарних небалансів електричної енергії в ОЕС України. *Технічна електродинаміка*. 2022. №.4 С. 58-63 DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2022.04.059>
6. Ivanov H., Blinov I., Parus Ye. Simulation Model of New Electricity Market in Ukraine. *2019 IEEE 6th International Conference on Energy Smart Systems (ESS)*. 2019. P. 339-342. DOI: <https://doi.org/10.1109/ESS.2019.8764184>
7. Іванов Г. А., Блінов І. В., Парус Є. В. Комплексна розрахункова модель ринку на добу наперед та балансуючого ринку електроенергії України. *Промелектро*. 2016. № 4-5. С. 8–12.
8. Блінов І. В., Сичова В. В. Застосування методів декомпозиції у короткостроковому прогнозуванні сумарного електричного навантаження енергосистеми. *Праці інституту електродинаміки НАН України*. 2021. №59. С. 68-71. DOI: <https://doi.org/10.15407/publishing2021.59.068>
9. Блінов І. В., Мірошник В. О., Шиманюк П. В. Оцінка вартості похибки прогнозу «на добу наперед» технологічних втрат в електричних мережах України. *Технічна електродинаміка*. 2020. № 5. С 70-73.

10. Іванов Г. А., Блінов І. В., Парус Є. В., Мірошник В. О. Складові моделі для аналізу впливу відновлювальних джерел енергії на ринкову вартість електроенергії в Україні. *Технічна електродинаміка*. 2020. № 4. С. 72-75. DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2020.04.072>
11. Блінов І. В., Мірошник В. О., Шиманюк П. В. Короткостроковий інтервальний прогноз сумарного відпуску електроенергії виробниками з відновлювальних джерел енергії. *Праці Інституту електродинаміки НАН України*. 2019. № 54. С. 5-12 DOI: 10.15407/publishing2019.54.005
12. Шиманюк П. В., Мірошник В. О., Блінов, І. В. Визначення втрат електричної енергії на основі прогнозів вузлового електричного навантаження. *Енергетика: економіка, технології, екологія*. 2022. № 3. С. 38-43.
13. Блінов І. В., Мірошник В. О., Лоскутов С. С. Зниження витрат на покриття небалансів учасників балансуючої групи виробників електричної енергії з відновлюваних джерел. *Технічна електродинаміка*. 2023. № 1. С. 62-66.
14. Про затвердження правил ринку: Постанова НКРЕКП № 307 від 14.03.2018
15. Про затвердження правил ринку «на добу наперед» та внутрішньодобового ринку: Постанова НКРЕКП №308 від 14.03.2018
16. Про затвердження кодексу системи передачі: Постанова НКРЕКП № 309 від 14.03.2018
17. Про затвердження кодексу систем розподілу: Постанова НКРЕКП № 310 від 14.03.2018
18. Про затвердження кодексу комерційного обліку електричної енергії: Постанова НКРЕКП № 311 від 14.03.2018
19. Про затвердження правил роздрібного ринку електричної енергії: Постанова НКРЕКП № 312 від 14.03.2018
20. IEC 62325-451-7:2021 Framework for energy market communications – Part 451-7: Balancing processes, contextual and assembly models for European style market (Інфраструктура комунікацій на енергетичному ринку. Частина 451-7:

Врегулювання небалансів, контекстна та збірна моделі для Європейського ринку)

21. Мірошник В. О., Лоскутов С. С. Підвищення точності багатofакторних короткострокових прогнозів генерації сонячних електростанцій на основі штучної нейронної мережі. *Технічна електродинаміка*. 2024. № 1. С. 61-68. DOI:10.15407/techned2024.01.061
22. Відновлювані джерела енергії. За заг. ред. С.О. Кудрі. Київ. Інститут відновлюваної енергетики НАНУ. 2020.
23. Остапченко К. Б., Борукаєв З. Х., Євдокімов, В. А. Методика побудови моделі оперативного прогнозування показників стану ринку електричної енергії (цін та обсягів). *Таврійський науковий вісник. Серія: Технічні науки*. 2023. № 2. С. 106-117. <https://doi.org/10.32782/tnv-tech.2023.2.12>
24. Кириленко О. В., Блінов І. В., Парус Є. В., Трач І. В. Оцінка ефективності використання систем накопичення електроенергії в електричних мережах. *Технічна електродинаміка*. 2021. №4. С. 44-54. DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2021.04.044>
25. Кириленко О. В., Блінов І. В., Зайцев Є. О. Палачов С. О., Васильченко В. І. Впровадження міжнародних та європейських стандартів для розвитку ОЕС України згідно концепції Smart Grid. *Праці Інституту електродинаміки Національної академії наук України*. 2022. № 63. С. 5-12.
26. Blinov I., Olefir D., Parus E., Kyrylenko O. Improving the Efficiency of HPP and PSHPP Participation in the Electricity Market of Ukraine. *Power Systems Research and Operation. Studies in Systems, Decision and Control*. vol 220. 2023. Springer. Cham. pp 51–74. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-17554-1_3
27. Блінов І., Олефір Д., Парус Є. Модель оптимального використання ресурсів гідроелектростанцій на ринку електричної енергії. *Технічна електродинаміка*. 2022. № 4. С. 42-47. DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2022.04.042>
28. Hongzhan NI. Hybrid of ARIMA and SVMs for Short-Term Load Forecasting. *International Conference on Future Energy, Environment, and Materials*. 2012. P.

- 1455-1460.
29. M.-R. Kazemzadeh, A. Amjadian, T. Amraee A hybrid data mining driven algorithm for long term electric peak load and energy demand forecasting. *Energy*. 2020. vol. 204. P. 117948.
 30. E. Yukseltan, A. Yucekaya, A. Humeyra Bilge Hourly electricity demand forecasting using Fourier analysis with feedback. *Energy Strategy Reviews*. 2020. vol. 31. P. 100524. <https://doi.org/10.1016/j.esr.2020.100524>.
 31. P. Jiang, R. Li, H. Lu and X. Zhang Modeling of electricity demand forecast for power system. *Neural Computing and Applications*. 2020. 32. P. 6857-75.
 32. J. de Assis Cabral, M. Viviana de Freitas Cabral, A. Olímpio Pereira Júnior Elasticity estimation and forecasting: An analysis of residential electricity demand in Brazil. *Utilities Policy*. 2020. vol. 66. P. 101108.
 33. P. Turgay Wavelet and neuro-fuzzy conjunction model for precipitation forecasting. *Journal of Hydrology*. 2007. P.199-212.
 34. G. Memarzadeh, F. Keynia Short-term electricity load and price forecasting by a new optimal LSTM-NN based prediction algorithm. *Electric Power Systems Research*. 2021. vol. 192. P. 106995
 35. E. Ofori-Ntow Jnr, Y. Y. Ziggah, S. Relvas Hybrid ensemble intelligent model based on wavelet transform, swarm intelligence and artificial neural network for electricity demand forecasting. *Sustainable Cities and Society*. 2021. vol. 66. P. 102679. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102679>.
 36. J. David Training Feedforward Neural Networks Using Genetic Algorithms. *Mouiton St. Cambridge*. MA 02138. p. 762-767.
 37. Y. Song Power system short-term load forecasting based on PSO clustering analysis and Elman neural network. *Conf. on simulation, modelling and optimization*. 2005. P. 268-273.
 38. F.M Alvarez; A. Troncoso, J.C. Riquelme, J.S.A. Ruiz Energy time series forecasting based on pattern sequence similarity. *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.* 2011. 23. P. 1230–1243.
 39. Q. Mu, Y. Wu, X. Pan, L. Huang, X. Li, X. Short-term load forecasting using

- improved similar days method. *In Proceedings of the 2010 Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference, Chengdu, China*, 28-31 March 2010. P. 1–4.
40. G. Dudek Pattern similarity-based methods for short-term load forecasting–Part 1: Principles. *Appl. Soft Comput.* 2015. 37. P. 277–287.
41. Chen Y., Luh P.B., Guan C., Zhao Y., Michel L.D., Coolbeth M.A., Friedland P.B., Rourke S.J. Short-term load forecasting: similar day-based wavelet neural networks. *IEEE Trans. Power Syst.* 2010. 25. P. 322–330.
42. Teeraratkul T., O'Neill D., Lall S. Shape-based approach to household electric load curve clustering and prediction. *IEEE Trans. Smart Grid.* 2018. 9. P. 5196–5206.
43. Ayca K.T. Intelligent short-term load forecasting in Turkey. *Electrical Power and Energy Systems.* 2006. № 28. P. 437–447.
44. Shayeghi H. STLF Based on Optimized Neural Network Using PSO. *International Journal of Electrical and Computer Engineering.* 2009. P. 4:10.
45. N. Ayub, N. Javaid, S. Mujeeb, M. Zahid, W.Z. Khan and M.U. Khattak Electricity Load Forecasting in Smart Grids Using Support Vector Machine. L. Barolli et al. (Eds.): AINA 2019, AISC 926. 2020. P. 1–13.
46. A.B.M. Khan, N. Javaid, O. Nazeer, M. Zahid, M. Akbar and M. Hameed Khan Hourly Electricity Load Forecasting in Smart Grid Using Deep Learning Techniques. L. Barolli et al. (Eds.): IMIS 2019, AISC 994. 2020. P. 185–196.
47. Son H., Kim C. A Deep Learning Approach to Forecasting Monthly Demand for Residential–Sector Electricity. *Sustainability.* 2020. 12. P. 3103.
48. N.M.M. Bendaoud, N. Farah, S.B. Ahmed Comparing Generative Adversarial Networks architectures for electricity demand forecasting. *Energy and Buildings.* 2021. vol. 247. P. 111152.
49. Al-Ani B. R. K. and Erkan T. E. A study of load demand forecasting models in electricity using artificial neural networks and fuzzy logic model. *International Journal of Engineering.* 2022. 35(6). P. 1111–1118.
50. Rustum M. A fuzzy inference model for short-term load forecasting. *Energy Policy.* vol. 37. 2009. P. 1239–1248.

51. Ronaldo R.B. Combined Artificial Neural Network and adaptive NeuroFuzzy Inference System for Improving a Short-Term Electric Load Forecasting. *Springer-Verlag Berlin Heidelberg*. 2007. P. 779–788.
52. Yun Lu. A Short-Term Load Forecasting Method Based on RBF NeuralNetwork and Fuzzy Reasoning. *Springer-Verlag Berlin Heidelberg*. vol 2. 2009. P. 1131-1139.
53. Chapagain K., Kittipiyakul S. and Kulthanavit P. Short-term electricity demand forecasting: Impact analysis of temperature for Thailand. *Energies*. 2020. 13(10). P. 2498. <https://doi.org/10.3390/en13102498>
54. Fan S., Methaprayoon K., Lee W.-J. Multiregion load forecasting for system with large geographical area. *IEEE Trans. Ind. Appl.* 2009. 45. P. 1452–1459.
55. Xie J., Chen Y., Hong T., Laing T.D. Relative humidity for load forecasting models. *IEEE Trans. Smart Grid*. 2018. 9. P. 191–198.
56. Liu B., Nowotarski J., Hong T., Weron R. Probabilistic load forecasting via quantile regression averaging on sister forecasts. *IEEE Trans. Smart Grid* 2017. 8. P. 730–737.
57. Quilumba, F.L., Lee, W.-J., Huang, H., Wang, D.Y., Szabados, R.L. Using Smart Meter Data to Improve the Accuracy of Intraday Load Forecasting Considering Customer Behavior Similarities. *IEEE Trans. Smart Grid* 2015. 6. P. 911–918.
58. Capasso A., Grattieri W., Lamedica R., Prudenzi, A. A bottom-up approach to residential load modeling. *IEEE Trans. Power Syst.* 1994. 9. P. 957–964.
59. Hyndman R.J., Ahmed R.A., Athanasopoulos G., Shang H.L. Optimal combination forecasts for hierarchical time series. *Comput. Stat. Data Anal.* 2011. 55. P. 2579–2589.
60. Zhang Y., Wang J., Zhao T. Using Quadratic Programming to Optimally Adjust Hierarchical Load Forecasting. *IEEE Trans. Power Syst.* 2018.
61. C. Zhang and R. Li, A Novel Closed-Loop Clustering Algorithm for Hierarchical Load Forecasting. *IEEE Transactions on Smart Grid*. 2021. vol. 12. no. 1. P. 432-441, Jan. 2021, doi: 10.1109/TSG.2020.3015000.
62. Wang Y., Chen Q., Sun M., Kang C., Xia Q. An ensemble forecasting method for

- the aggregated load with sub profiles. *IEEE Trans. Smart Grid* 2018. 9. P. 3906-3908.
63. E. Spiliotis, F. Petropoulos, Ni. Kourentzes, V. Assimakopoulos Cross-temporal aggregation: Improving the forecast accuracy of hierarchical electricity consumption. *Applied Energy*. 2020. vol. 261.
64. S. B. Taieb, James W. Taylor and Rob J. Hyndman Hierarchical Probabilistic Forecasting of Electricity Demand With Smart Meter Data. *Journal of the American Statistical Association*. 2021. 116:533, P. 27-43. DOI: 10.1080/01621459.2020.1736081
65. Мартинюк О. В., Черненко П. О. Порівняльні оцінки результатів короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження енергооб'єднання за ієрархічної організації розв'язання цієї задачі. *Наукові праці Вінницького національного технічного університету*. 2013. № 3.
66. Черненко П.О. Ієрархічне багатофакторне прогнозування електричного навантаження енергооб'єднання: автореф. дис. канд. тех. наук. Відділ оперативної поліграфії ІЕД НАН України 2011. 40 с.
67. Лоскутов С.С., Шиманюк П.В. Прогнозування електричного навантаження на ієрархічних рівнях ОЕС України з використанням нейронної мережі типу LSTM. *Праці Інституту електродинаміки Національної академії наук України*. 2021. № 59. С. 081-081.
68. Directive 2009/72/EC of the European Parliament and of the Council of 13 July 2009 concerning common rules for the internal market in electricity and repealing Directive 2003/54/EC
69. Directive (EU) 2018/2001 of the European Parliament and of the Council of 11 December 2018 on the promotion of the use of energy from renewable sources
70. Goodarzi S., Perera H. N. and Bunn D. The impact of renewable energy forecast errors on imbalance volumes and electricity spot prices. *Energy Policy*. 2019. 134. P. 110827. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2019.06.035>
71. Plakas K., Andriopoulos N., Birbas A., Moraitis I., Papalexopoulos A. A Forecasting Model for the Prediction of System Imbalance in the Greek Power

- System. *Engineering Proceedings*. 2023. 39(1). P. 18.
<https://doi.org/10.3390/engproc2023039018>
72. Lucas A., Pegios K., Kotsakis E., Clarke D. Price forecasting for the balancing energy market using machine-learning regression. *Energies*. 2020. 13(20). P. 5420. doi:10.3390/en13205420
 73. Avis P. and Lee J. Evaluating System Imbalance Forecasting Models for the United Kingdom Electricity Market 2021.
 74. Narajewski M. Probabilistic forecasting of German electricity imbalance prices. *Energies*. 2022. 15(14). P. 4976. <https://doi.org/10.3390/en15144976>
 75. Di Persio L., Cecchin A. and Cordoni F. Novel approaches to the energy load unbalance forecasting in the Italian electricity market. *Journal of Mathematics in Industry*. 2017. 7(1). P. 1-15. <https://doi.org/10.1186/s13362-017-0035-y>
 76. Lisi F., Edoli E. (2018). Analyzing and forecasting zonal imbalance signs in the Italian electricity market. *The Energy Journal*. 2018. 39(5). P. 1-20. <https://doi.org/10.5547/01956574.39.5.flis>
 77. Salem T. S., Kathuria K., Ramampiaro H., Langseth H. (2019, July). Forecasting intra-hour imbalances in electric power systems. In Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2019 July. vol. 33 No. 01. P. 9595-9600. DOI: <https://doi.org/10.1609/aaai.v33i01.33019595>
 78. KRATOCHVÍL Š., BEJBL J. Analysis and the methods of forecasting of the intra-hour system imbalance. *Power*. 2015. 11. 9.
 79. Toubreau J. F., Bottieau J., Wang Y., Vallée F. Interpretable probabilistic forecasting of imbalances in renewable-dominated electricity systems. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*. 2021. 13(2). P. 1267-1277. DOI: 10.1109/TSTE.2021.3092137
 80. H.E. Hurst. Long-term storage capacity of reservoirs. Transactions of American Society of Civil Engineers. 1951. T. 116. P. 770.
 81. Сичова В.В. Підвищення точності моделювання метеорологічної складової при багатофакторному короткостроковому прогнозування електричного навантаження енергосистеми. Всеукраїнський конкурс студентських

- наукових робіт з галузі «Енергетика». Зб. тез доповідей. м. Маріуполь: ДВНЗ «ПДТУ». 25-26 березня 2020 р. 2020. С. 6-7
82. Черненко П.О., Сичова В.В. Аналітичне моделювання сумарного електричного навантаження енергосистеми для покращення його короткострокового прогнозування. *XV Міжнародна конференція Контроль і управління в складних системах (КУСС-2020)*. м. Вінниця. 8-10 жовтня 2020 р. 2020. С. 184-186
83. Holt Charles C. Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted moving averages. *International journal of forecasting*. 2004. 20.1. p. 5-10. doi:10.1016/j.ijforecast.2003.09.015.
84. Huang N., Attoh-Okine Nii O., eds. (2005). *The Hilbert-Huang Transform in Engineering*. USA: Taylor & Francis Group. p. 1.
85. Сичова В.В., Шиманюк П.В. Застосування декомпозиції графіків сумарного електричного навантаження для задач їх короткострокового прогнозування. XXXIX Науково-технічна конференція молодих вчених інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.С. Пухова НАН України. м. Київ. 12 травня 2021. 2021 С. 101-104
86. Сичова В.В. Застосування методу Гільберта-Хуанга для декомпозиції графіків сумарного електричного навантаження. Збірник матеріалів І науково-технічної конференції молодих вчених та спеціалістів Інституту електродинаміки Національної академії наук України. м. Київ. 15 березня 2021 р. 2021. 64 с.
87. I. Daubechies The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis. in *IEEE Transactions on Information Theory*. vol. 36. no. 5. P. 961-1005. Sept. 1990, doi: 10.1109/18.57199
88. Miroshnyk V., Shymaniuk P., Sychova V., Loskutov S. Short-Term Load Forecasting in Electrical Networks and Systems with Artificial Neural Networks and Taking into Account Additional Factors. In: Kyrylenko O., Denysiuk S., Derevianko D., Blinov I., Zaitsev I., Zaporozhets A. (eds) *Power Systems Research and Operation. Studies in Systems, Decision and Control*. vol 220.

- Springer, Cham. 2023. Pp 87-105. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-17554-1_5
89. Sepp Hochreiter, Jürgen Schmidhuber. Long Short-term Memory. *Neural computation*. 1997. Vol. 9. P. 1735–80
90. Miroshnyk V., Shymaniuk P., Sychova V. Short term renewable energy forecasting with deep learning neural networks. In: Kyrylenko O., Zharkin A., Butkevych O., Blinov I., Zaitsev I., Zaporozhets A. (eds) *Power Systems Research and Operation. Studies in Systems, Decision and Control*. vol 388. Springer, Cham. 2022. Pp. 121-142. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-82926-1_6
91. Сичова В.В. Короткострокове прогнозування електричного навантаження електропостачальної компанії з застосуванням різних типів операторів прогнозування: маг. дип. робота: 141/НУХТ. К., 2020. 92 с.
92. Miroshnyk V., Shymaniuk P., Sychova V., Loskutov S. Short-Term Forecasting of Imbalances in the IPS of Ukraine. In: Kyrylenko O., Denysiuk S., Strzelecki R., Blinov I., Zaitsev I., Zaporozhets A. (eds) *Power Systems Research and Operation. Studies in Systems, Decision and Control*. vol 512. Springer, Cham. 2024. Pp 89-109 DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-44772-3_5
93. Сичова В.В. Короткострокове прогнозування небалансів електричної енергії. Results of modern scientific research and development. Proceedings of the 9th International scientific and practical conference. Barca Academy Publishing. Madrid, Spain. 2021. P. 165-171.
94. Blinov I., Miroshnyk V. and Sychova V. Comparison of models for short-term forecasting of electricity imbalances. *2022 IEEE 8th International Conference on Energy Smart Systems (ESS-2022)*. IEEE. 2022. p. 01-04.
95. Guokun Lai, Wei-Cheng Chang, Yiming Yang, Hanxiao Liu Modeling Long- and Short-Term Temporal Patterns with Deep Neural Networks. *Machine Learning*. 2017. Pp 1-11. DOI: <https://doi.org/10.48550/arxiv.1703.07015>.
96. Сичова В.В. Розробка штучної нейронної мережі для прогнозування небалансів електричної енергії в ОЕС України. *Праці Інституту електродинаміки Національної академії наук України*. 2023. №66. С. 58-63

DOI: <https://doi.org/10.15407/publishing2023.66.058>

97. Сичова В.В. Короткострокове прогнозування небалансів електричної енергії в ОЕС України з використанням авторегресійних моделей та штучних нейронних мереж. *Праці Інституту електродинаміки Національної академії наук України*. 2023. №64. С. 24-30. DOI: <https://doi.org/10.15407/publishing2023.64.025>
98. Сичова В.В., Белоха Г.С. Застосування ансамблів штучних нейронних мереж для прогнозування небалансів електричної енергії в ОЕС України. *XLI Науково-технічна конференція молодих вчених та спеціалістів інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України*
99. T. Liesche, K. Brodkorb, T. Wendel: Probablistic Neural Network, Hochschule Wismar University of Applied Sciences Technology, Business and Design
100. van de Schoot, R, Depaoli, S, Gelman, A, King, R, Kramer, B, Märten, K, Tadesse, MG, Vannucci, M, Willemsen, J & Yau, C 2021, Bayesian statistics and modeling. *Nature Reviews Methods Primers*. 2021. 1. 3. <https://doi.org/10.1038/s43586-020-00003-0>
101. Bolstad, William M., and James M. Curran. *Introduction to Bayesian statistics*. John Wiley & Sons, 2016.
102. Russell, Stuart, and Peter Norvig. *Künstliche Intelligenz*. Vol. 2. München: Pearson Studium, 2012.
103. Goodfellow Ian, et al. Generative adversarial nets. *Advances in neural information processing systems*. 2014. 27
104. Сичова. В.В. Прогнозування добових графіків сумарних небалансів електричної енергії в ОЕС України. ПСЕ 2022 XVII Науково-технічна конференція Проблеми сучасної енергетики
105. Сичова В.В. Прогнозування добових графіків сумарних небалансів електричної енергії в ОЕС України. *Технічна електродинаміка*. 2022. №.4 С. 58-63 DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2022.04.059>
106. Blinov I, Miroshnyk V and Sychova V. Short-term forecasting of electricity imbalances using artificial neural networks. *4th International conference on*

sustainable futures: environmentak, technological, social and economic matters (ICSF-2023) DOI 10.1088/1755-1315/1254/1/012029

107. Сичова В.В. Застосування ймовірнісних нейронних мереж для прогнозування обсягу попиту на послугу балансування. *XLII Науково-технічна конференція молодих вчених та спеціалістів інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України*
108. Блінов І.В., Парус Є.В., Мірошник В.О., Шиманюк П.В., Сичова В.В. Модель оцінки доцільності переходу промислових споживачів до погодинного обліку електричної енергії на роздрібному ринку. *Енергетика: економіка, технології, екологія*. 2021. №1. С. 88-97. DOI: <https://doi.org/10.20535/1813-5420.1.2021.242186>
109. Оптовий та роздрібний ринок електричної енергії: розрахункова робота [Електронний ресурс] : навч. посіб. для студ. які навчаються за спеціальністю 141 «Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка» КПІ ім. Ігоря Сікорського; уклад.: І.В. Блінов, Є.В. Парус Електронні текстові дані (1 файл: 1,1 Мбайт). Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2022. 44 с.

ДОДАТОК А

Список публікацій здобувачки

1. Miroshnyk V., Shymaniuk P., Sychova V. Short term renewable energy forecasting with deep learning neural networks. In: Kyrylenko O., Zharkin A., Butkevych O., Blinov I., Zaitsev I., Zaporozhets A. (eds) Power Systems Research and Operation. Studies in Systems, Decision and Control. vol 388. Springer, Cham. 2022. Pp. 121-142. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-82926-1_6 (Scopus) (Особистий внесок – Виконано тестування штучної нейронної мережі задля прогнозування відпуску електричної енергії виробниками з ВДЕ, узагальнено результати прогнозування)
2. Miroshnyk V., Shymaniuk P., Sychova V., Loskutov S. Short-Term Load Forecasting in Electrical Networks and Systems with Artificial Neural Networks and Taking into Account Additional Factors. In: Kyrylenko O., Denysiuk S., Derevianko D., Blinov I., Zaitsev I., Zaporozhets A. (eds) Power Systems Research and Operation. Studies in Systems, Decision and Control. vol 220. Springer, Cham. 2023. Pp 87-105. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-17554-1_5 (Scopus) (Особистий внесок – розробка і випробування моделі короткострокового прогнозування електричного навантаження з урахуванням впливу температури)
3. Miroshnyk V., Shymaniuk P., Sychova V., Loskutov S. Short-Term Forecasting of Imbalances in the IPS of Ukraine. In: Kyrylenko O., Denysiuk S., Strzelecki R., Blinov I., Zaitsev I., Zaporozhets A. (eds) Power Systems Research and Operation. Studies in Systems, Decision and Control. vol 512. Springer, Cham. 2024. Pp 89-109 DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-44772-3_5 (Scopus) (Особистий внесок – розробка і випробування моделей для прогнозування небалансів електроенергії із застосування методів авторегресії та штучних нейронних мереж)
4. Черненко П.О., Сичова В.В. Удосконалення алгоритму визначення впливу температури повітря на сумарне електричне навантаження енергосистеми

- для підвищення точності короткострокового прогнозування. *Технічна електродинаміка*. 2021. №2 С. 77-83 DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2021.02.077> (Категорія «А», Scopus) (Особистий внесок – розробка і випробування моделей відокремлення температурної складової електричного навантаження)
5. Блінов І.В., Сичова В.В. Застосування методів декомпозиції у короткостроковому прогнозуванні сумарного електричного навантаження енергосистеми. *Праці Інституту електродинаміки Національної академії наук України*. 2021. №59 С. 68-71 DOI: <https://doi.org/10.15407/publishing2021.59.068> (Особистий внесок – вдосконалення методу декомпозиції Гільберта-Хуанга й розробка на його основі моделі декомпозиції та прогнозування електричного навантаження).
 6. Блінов І.В., Парус Є.В., Мірошник В.О., Шиманюк П.В., Сичова В.В. Модель оцінки доцільності переходу промислових споживачів до погодинного обліку електричної енергії на роздрібному ринку. *Енергетика: економіка, технології, екологія*. 2021. №1. С. 88-97. DOI: <https://doi.org/10.20535/1813-5420.1.2021.242186> (Особистий внесок – Розроблено програму розрахунку роздрібних цін для споживачів електричної енергії)
 7. Сичова В.В. Прогнозування добових графіків сумарних небалансів електричної енергії в ОЕС України. *Технічна електродинаміка*. 2022. №.4 С. 58-63 DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2022.04.059> (Категорія «А», Scopus) (Особистий внесок – розробка комбінованих моделей для прогнозування небалансів електроенергії).
 8. Сичова В.В. Короткострокове прогнозування небалансів електричної енергії в ОЕС України з використанням авторегресійних моделей та штучних нейронних мереж. *Праці Інституту електродинаміки Національної академії наук України*. 2023. №64. С. 24-30. DOI: <https://doi.org/10.15407/publishing2023.64.025> (Особистий внесок – розробка моделей прогнозування на основі моделей ШНМ).

9. Сичова В.В. Розробка штучної нейронної мережі для прогнозування небалансів електричної енергії в ОЕС України. *Праці Інституту електродинаміки Національної академії наук України*. 2023. №66. С. 58-63 DOI: <https://doi.org/10.15407/publishing2023.66.058> (Особистий внесок – розробка і вдосконалення моделі на основі ШНМ задля прогнозування небалансів електроенергії)
10. Блінов І.В., Сичова В.В., Шиманюк П.В. Комп'ютерна програма «Модель розрахунку цін та тарифів на електричну енергію (дослідна модель)» («EMPM (Electricity market pricing model)»). Авторське право на твір № 115250 від 13.10.2022
11. Blinov I., Miroshnyk V. and Sychova V. Comparison of models for short-term forecasting of electricity imbalances. *2022 IEEE 8th International Conference on Energy Smart Systems (ESS-2022)* м. Київ. 12-14 жовтня 2022 (Scopus) (Особистий внесок – випробування та порівняльний аналіз досліджуваних моделей)
12. Blinov I, Miroshnyk V and Sychova V. Short-term forecasting of electricity imbalances using artificial neural networks. *4th International conference on sustainable futures: environmentak, technological, social and economic matters (ICSF-2023)* DOI 10.1088/1755-1315/1254/1/012029 м. Кривий Ріг. 23-26 травня 2023 (Scopus) (Особистий внесок – випробування та порівняльний аналіз моделей нейронних мереж)
13. Белоха Г.С., Сичова В.В. Оптимізація графіків електричного навантаження агрегатором в локальних електроенергетичних системах. *Праці Інституту електродинаміки Національної академії наук України*. 2023. №66. С 84-89. DOI: <https://doi.org/10.15407/publishing2023.66.084> (Особистий внесок – участь в дослідженнях)

Продовж. дод. А

Апробація результатів дисертації

Основні положення роботи викладено та обговорено на науково-практичних конференціях різного рівня:

1. Всеукраїнський конкурс студентських наукових робіт з галузі «Енергетика» (Маріуполь, 25-26 березня 2020 р., форма участі – публікація тез);
2. «XV Міжнародна конференція Контроль і управління в складних системах (КУСС-2020)» (Вінниця, 8-10 жовтня 2020 р. 2020 р., форма участі – усна доповідь, публікація тез);
3. «XXXIX Науково-технічна конференція молодих вчених інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.С. Пухова НАН України» (Київ, 12 травня 2021 р., форма участі – усна доповідь, публікація тез);
4. «I науково-технічна конференція молодих вчених та спеціалістів Інституту електродинаміки Національної академії наук України» (Київ, 15 березня 2021 р., форма участі – публікація тез);
5. «Proceedings of the 9th International scientific and practical conference. Barca Academy Publishing» (Madrid, Spain, 2021 р., форма участі – публікація тез);
6. «XVII Науково-технічна конференція Проблеми сучасної енергетики» (Київ, 27 вересня 2022 р., форма участі – усна доповідь, публікація тез);
7. «IEEE 8th International Conference on Energy Smart Systems (ESS-2022)» (Київ, 12-14 жовтня 2022 р., форма участі – усна доповідь, публікація тез);
8. «XLI Науково-технічна конференція молодих вчених та спеціалістів інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України» (Київ, 17 травня 2023 р., форма участі – усна доповідь, публікація тез);
9. «4th International conference on sustainable futures: environmentak,

- technological, social and economic matters (ICSF-2023)» (Кривий Ріг, 23-26 травня 2023 р., форма участі – усна доповідь, публікація тез);
10. «Енергетика України: відновлення та модернізація» (Київ, 6-8 червня 2023 р., форма участі – усна доповідь, публікація тез);
11. «XLII Науково-технічна конференція молодих вчених та спеціалістів інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України» (Київ, 15 травня 2024 р., форма участі – усна доповідь, публікація тез).
12. «5th International conference on sustainable futures: environmental, technological, social and economic matters (ICSF-2024)» (м. Кривий Ріг, 21-24 травня 2024., форма участі – публікація тез).

ДОДАТОК Б

Документи, що підтверджують практичну значимість та впровадження результатів дисертаційної роботи

ТЕХНІЧНИЙ КОМІТЕТ СТАНДАРТИЗАЦІЇ «Керування енергетичними системами та пов'язані з ним процеси інформаційної взаємодії»

Національна академія наук України
Інститут електродинаміки НАНУ

ТК 162

проспект Перемоги, 56, м. Київ, 03057,
тел. +38 (044) 366-26-87,
www.ied.org.ua,
e-mail: tk162@ukr.net

Від 20 грудня 2023 р. № На _____ від _____ 20__ р.

Довідка використання результатів опрацювання матеріалів міжнародного стандарту IEC 62325-451-7

Цією довідкою ТК 162 "Керування енергетичними системами та пов'язані з ним процеси інформаційної взаємодії" підтверджує використання результатів опрацювання матеріалів міжнародного стандарту IEC 62325-451-7:2021 Framework for energy market communications - Part 451-7: Balancing processes, contextual and assembly models for European style market (Інфраструктура комунікацій на енергетичному ринку. Частина 451-7: Врегулювання небалансів, контекстна та збірні моделі для Європейського ринку) в частині уточнення робочого перекладу стандарту, які отримані Сичовою В.В. під час виконання дисертаційної роботи за напрямом розвитку моделей короткострокового прогнозування небалансів на балансуєчому ринку електричної енергії України.

Голова ТК 162
академік НАН України



Олександр КИРИЛЕНКО

ЗАТВЕРДЖУЮ

проректор з навчальної роботи
Національного технічного університету
України «Київський політехнічний
інститут імені Ігоря Сікорського»
к.ф.н., професор



Анатолій МЕЛЬНИЧЕНКО

2023 р.

АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ

результатів дисертаційної роботи аспірантки
Інституту електродинаміки НАН України Сичової В.В.
в навчальний процес КПП ім. Ігоря Сікорського.

Ми, що нижче підписалися, перший заступник директора НН ІЕЕ, заступник з навчально-методичної та міжнародної роботи Тверда О.Я., в.о. завідувача кафедри електропостачання Дерев'яно Д.Г., заступник завідувача кафедри електропостачання з наукової роботи Коцар О.В. склали цей акт про те, що результати наукових досліджень за напрямком дисертаційної роботи Сичової Вікторії Володимирівни «Короткострокове прогнозування небалансів електричної енергії в ОЕС України» використовуються у навчальному процесі інституту енергозбереження та енергоменеджменту КПП ім. Ігоря Сікорського на кафедрі електропостачання.

Найменування впровадженого результату	Форма впровадження
Моделі та алгоритми прогнозування небалансів електричної енергії в ОЕС України на основі використання ретроспективної інформації балансуєного ринку	Матеріали дисертаційної роботи впроваджені у вигляді лекційних та практичних занять дисципліни «Системи ринків електричної енергії» в процесі підготовки магістрів зі спеціальності 141 «Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка»

Заступник завідувача кафедри
електропостачання з наукової роботи
к.т.н., доцент

Олег КОЦАР

В.о. завідувача кафедри
Електропостачання
к.т.н., доцент

Денис ДЕРЕВ'ЯНКО

Перший заступник директора НН ІЕЕ,
заступник з навчально-методичної
та міжнародної роботи
д.т.н., професор

Оксана ТВЕРДА

Товариство з обмеженою відповідальністю
«НОВІ ЕНЕРГЕТИЧНІ ПРОЕКТИ»

ТОВ «НЕП», ЄДРПОУ: 44207632
вул. Волоська, буд. 11-А, м. Київ, 04070
e-mail: info@newpro.energy, тел.: 380 (99) 688 98 91



ЗАТВЕРДЖУЮ
Директор ТОВ «НОВІ ЕНЕРГЕТИЧНІ
ПРОЕКТИ»

Олег ЦАП

АКТ

впровадження в дослідну експлуатацію комп'ютерної програми «Модель розрахунку вартості електричної енергії споживача», що розроблена в Інституті електродинаміки НАН України

Комісія у складі:

Голова – Цап О.П., директор ТОВ «НОВІ ЕНЕРГЕТИЧНІ ПРОЕКТИ».

Члени комісії: Таркан М.О., заступник директора з питань супроводу клієнтів ТОВ «НОВІ ЕНЕРГЕТИЧНІ ПРОЕКТИ»; Сичова В.В., автор розробки, аспірантка відділу №3 Інституту електродинаміки НАН України, Мірошник В.О., відповідальний виконавець проєкту в межах якого розроблено комп'ютерну програму, науковий співробітник відділу №3 Інституту електродинаміки НАН України, Блінов І.В., керівник проєкту, заступник директора Інституту електродинаміки НАН України з наукової роботи, склали цей акт про те, що комп'ютерна програма «Модель розрахунку вартості електричної енергії споживача» впроваджена в дослідну експлуатацію у відділі супроводу клієнтів ТОВ «НОВІ ЕНЕРГЕТИЧНІ ПРОЕКТИ».

Результати попередньої дослідної експлуатації засвідчили практичну значимість розробленої комп'ютерної програми. Модель розрахунку вартості електричної енергії споживача відповідає своєму призначенню, має необхідні характеристики зі швидкодії, інтерфейс користувача та засоби візуалізації. Результати тестування показали можливості комп'ютерної програми виконувати розрахунки вартості електричної енергії з урахуванням створюваних ним небалансів для різних форм її закупівлі, а саме: самостійної закупівлі електричної енергії в сегментах ринку електричної енергії, закупівлі у постачальника без погодинного обліку електричної енергії та з погодинним її обліком.

Сформовано подальші напрямки розвитку та удосконалення розробленої комп'ютерної моделі задля її подальшого впровадження в експлуатацію.

Встановлено, що розроблена комп'ютерна модель є важливим практичним засобом дослідження доцільності зміни форми закупівлі електричної енергії споживачами, а також моніторингу своєї роботи на оптовому та роздрібному ринку, що дозволяє використовувати модель як в практичній діяльності так і навчанні персоналу.

Голова комісії:

Директор ТОВ «НОВІ ЕНЕРГЕТИЧНІ ПРОЕКТИ»

Олег ЦАП

Члени комісії:

Заступник директора
з питань супроводу клієнтів

Микола ТАРКАН

Автор розробки

Вікторія СИЧОВА

Відповідальний виконавець проєкту

Володимир МІРОШНИК

Керівник проєкту

Ігор БЛІНОВ



УКРАЇНА



СВІДОЦТВО

про реєстрацію авторського права на твір

№ 115250

Комп'ютерна програма «Модель розрахунку цін та тарифів на електричну енергію (дослідна модель)» («EMPM (Electricity market pricing model)»)

(вид, назва службового твору)

Автор(и) **Блінов Ігор Вікторович, Сичова Вікторія Володимирівна, Шиманюк Павло Вячеславович**

(повне ім'я, псевдонім (за наявності))

Авторські майнові права належать **Інститут електродинаміки Національної академії наук України, просп. Перемоги, 56, м. Київ, 03057**

(повне ім'я фізичної та/або повне офіційне найменування юридичної особи, адреса)

Дата реєстрації 13 жовтня 2022 р.

В.о. Генерального директора
Державного підприємства
«Український інститут
інтелектуальної власності»



Олександр ОПАНАСЕНКО

УКРАЇНА



СВІДОЦТВО

про реєстрацію авторського права на твір

№ 125178

Комп'ютерна програма «Прогнозування добових графіків сумарних
небалансів електричної енергії (fds_oie)»

(вид, назва твору)

Автор (співавтори) Сичова Вікторія Володимирівна, Блінов Ігор Вікторович,
Мірошник Володимир Олександрович

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

Авторські майнові права належать повністю Інститут електродинаміки Національної
академії наук України, просп. Берестейський, 56, м. Київ, 03057

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

Дата реєстрації 29 березня 2024 р.

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

Олена ОРЛЮК



УКРАЇНА



СВІДОЦТВО

про реєстрацію авторського права на твір

№ 125814

Комп'ютерна програма «Прогнозування добових графіків сумарного електричного навантаження (fds_oel)»

(вид, назва твору)

Автор (співавтори) Сичова Вікторія Володимирівна, Шиманюк Павло Вячеславович

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

Авторські майнові права належать повністю Інститут електродинаміки Національної академії наук України, просп. Берестейський, 56, м. Київ, 03057

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

Дата реєстрації 18 квітня 2024 р.

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

Олена ОРЛЮК



ДОДАТОК В
Рисунки до Розділу 3
Гістограми частот вибірок небалансів електроенергії

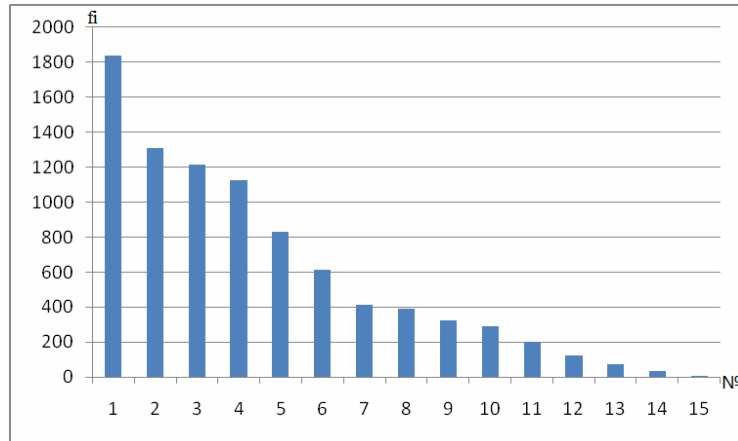


Рис. В.1 Гістограма частот вибірки позитивних небалансів ОЕС України

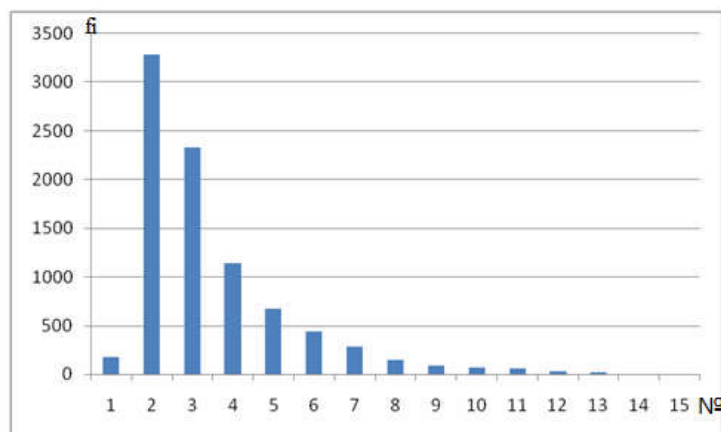


Рис. В.2 Гістограма частот вибірки негативних небалансів ОЕС України

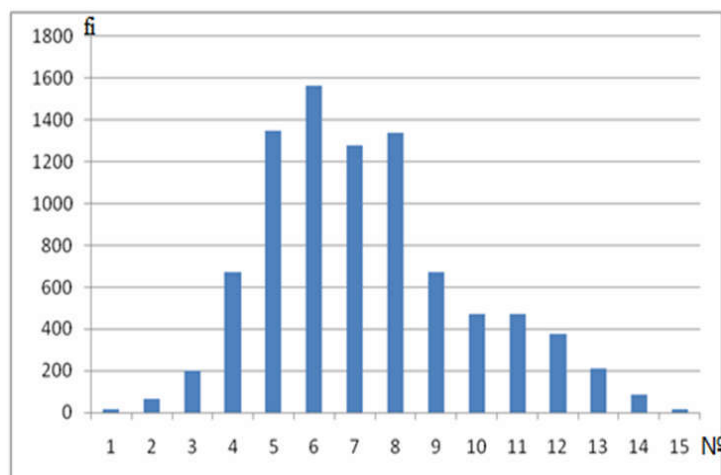


Рис. В.3 Гістограма частот вибірки сумарних небалансів ОЕС України

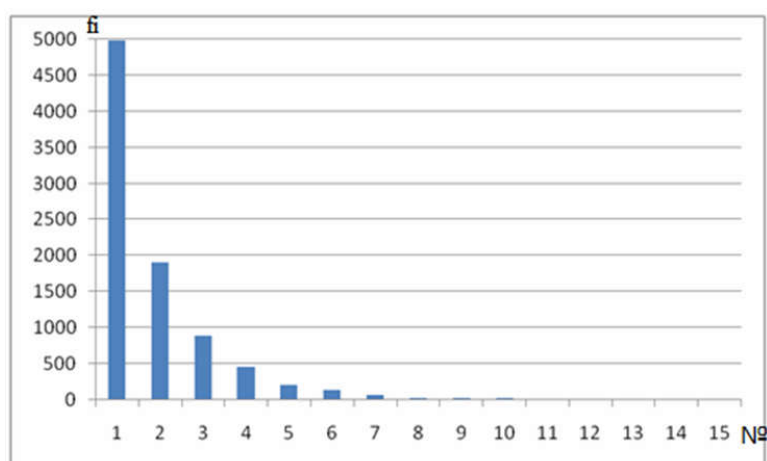


Рис. В.4 Гістограма частот вибірки позитивних небалансів БЕО

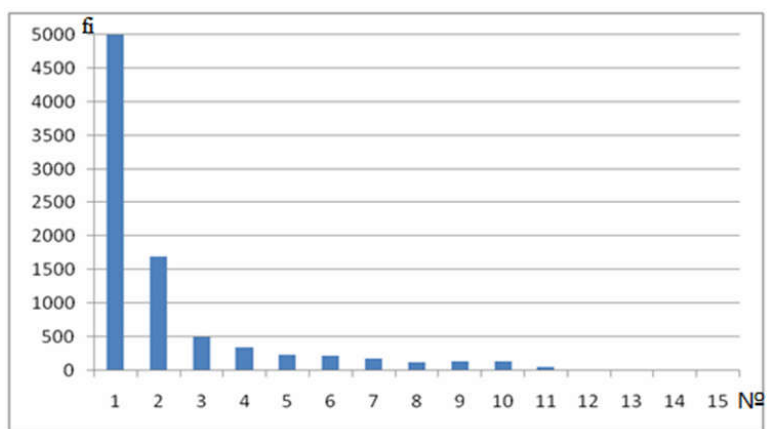


Рис. В.5 Гістограма частот вибірки негативних небалансів БЕО

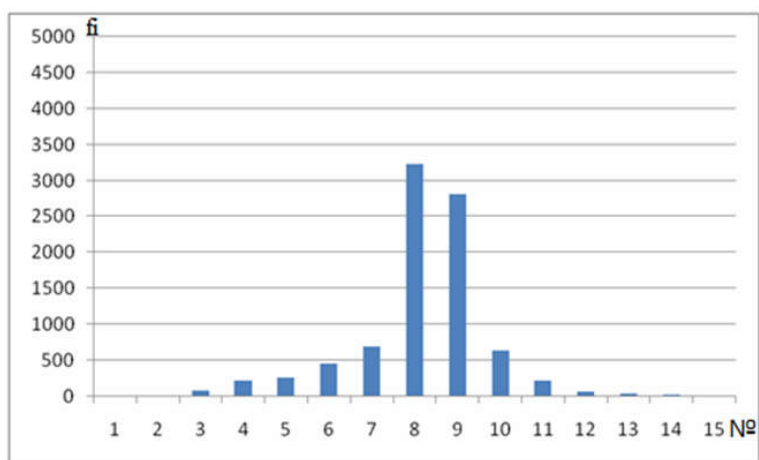


Рис. В.6 Гістограма частот вибірки сумарних небалансів БЕО

Продовж. дод. В

Корелограми вибірок сумарних небалансів електроенергії

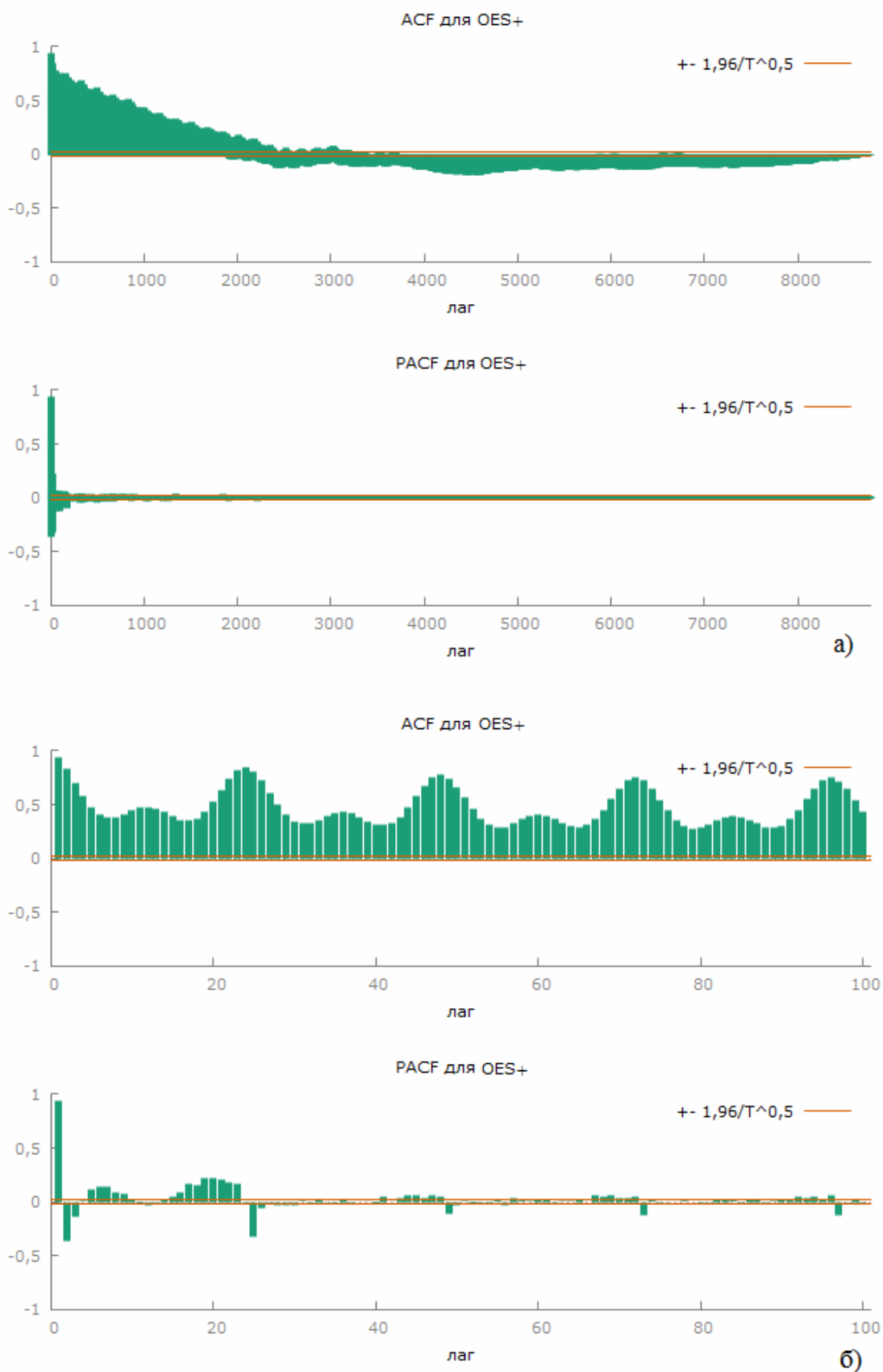


Рис. В.7 Корелограми вибірки позитивних небалансів електроенергії ОЕС

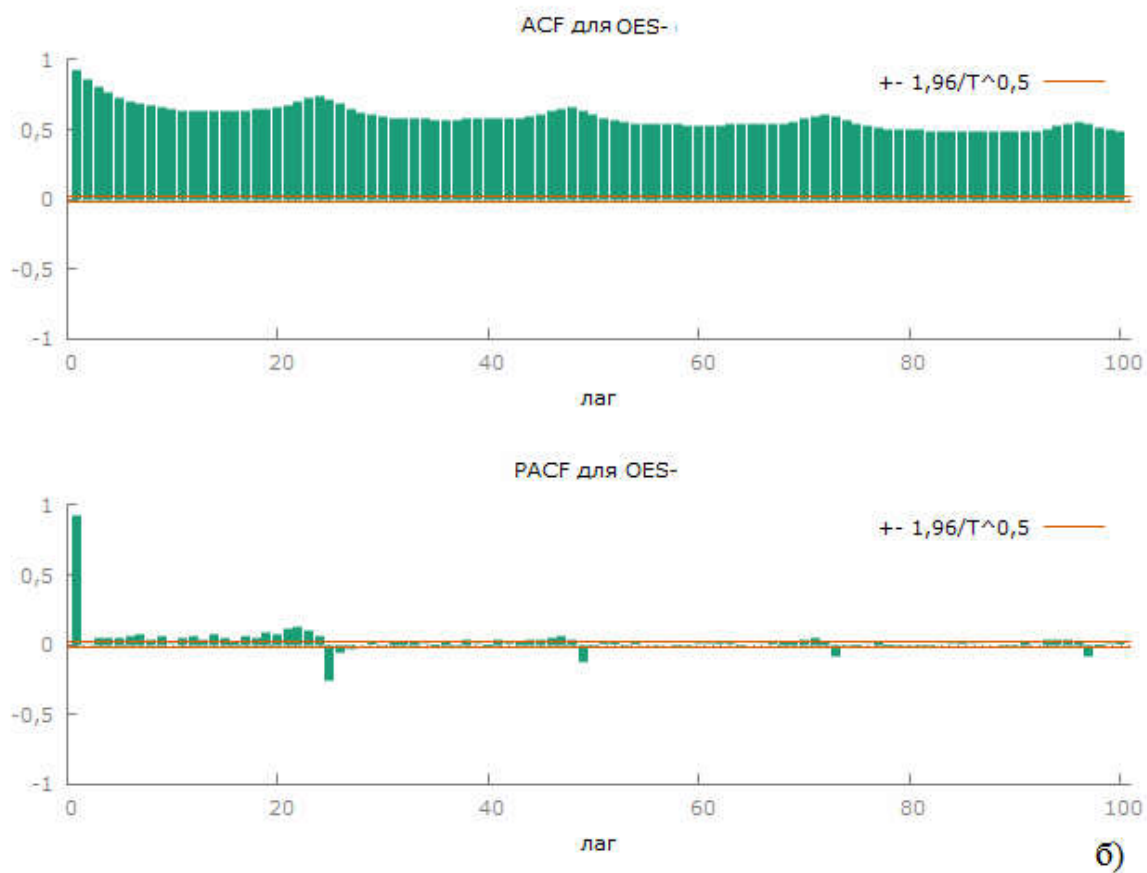
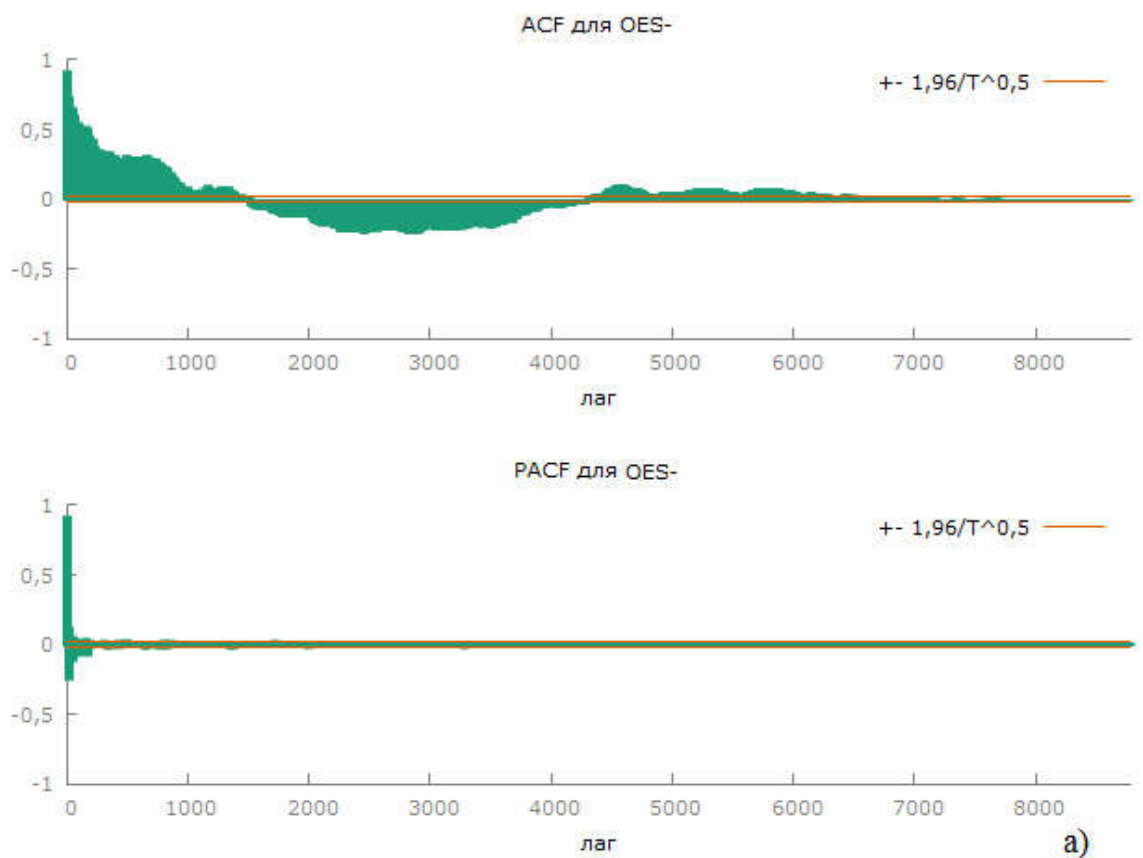
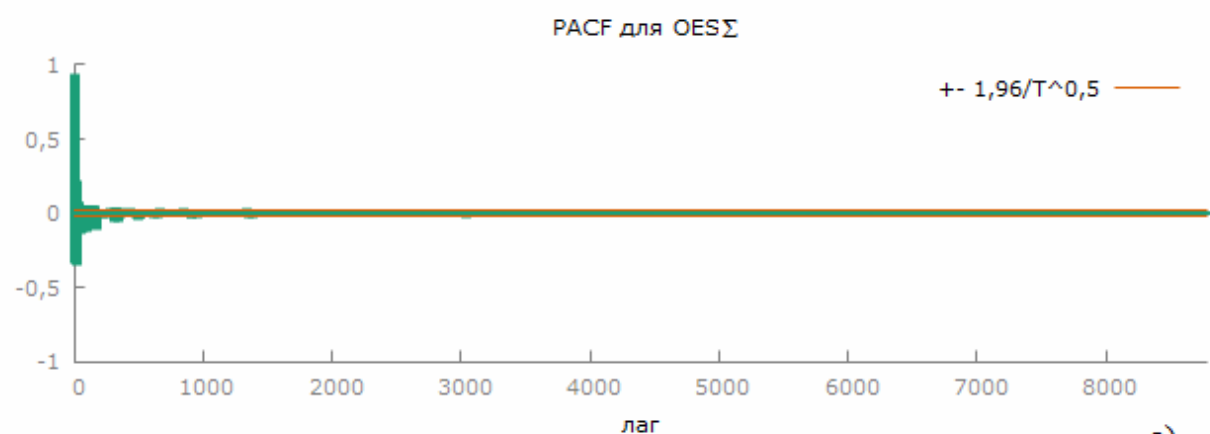
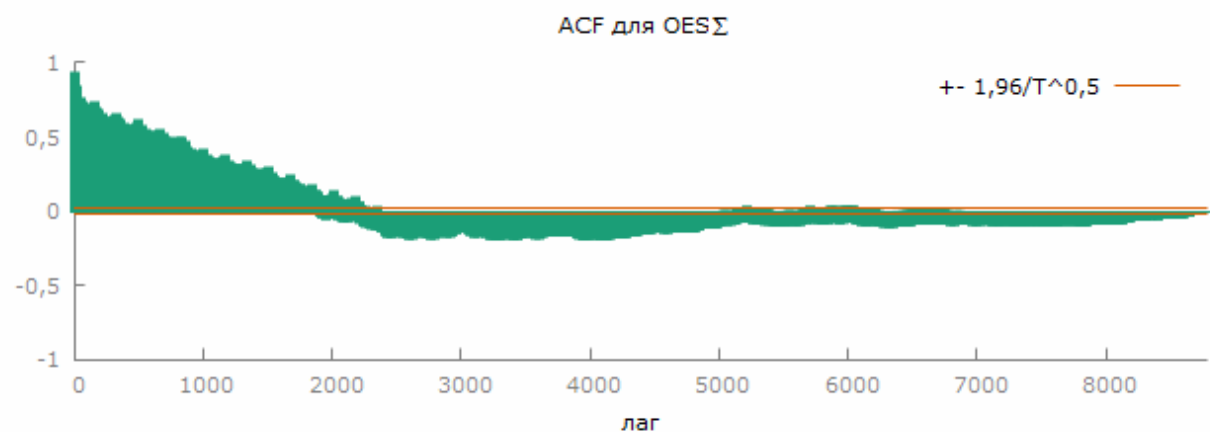
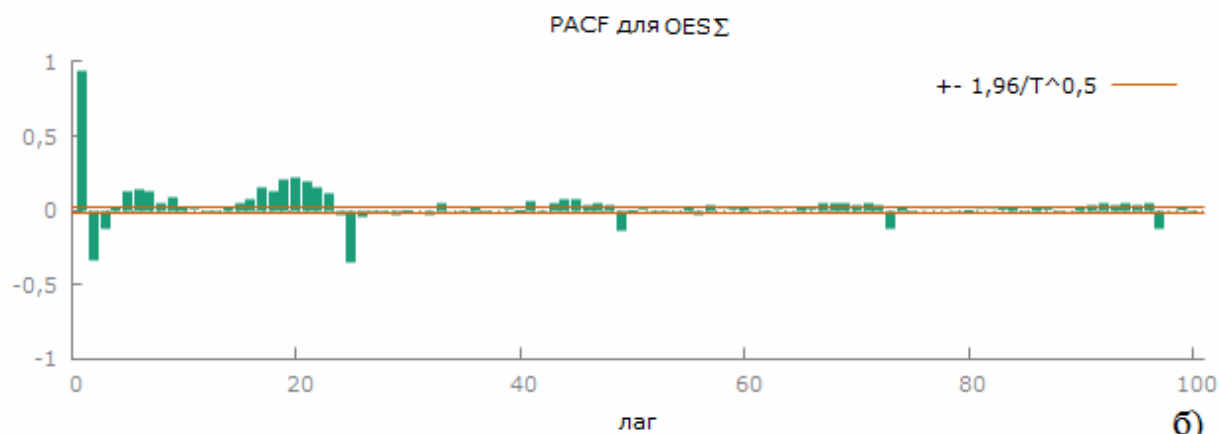
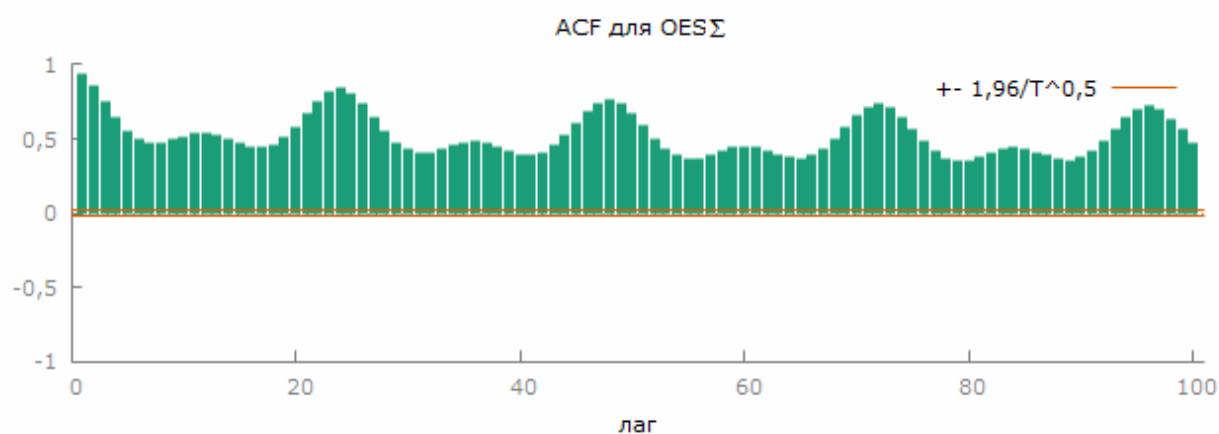


Рис. В.8 Корелограми вибірки негативних небалансів електроенергії ОЕС

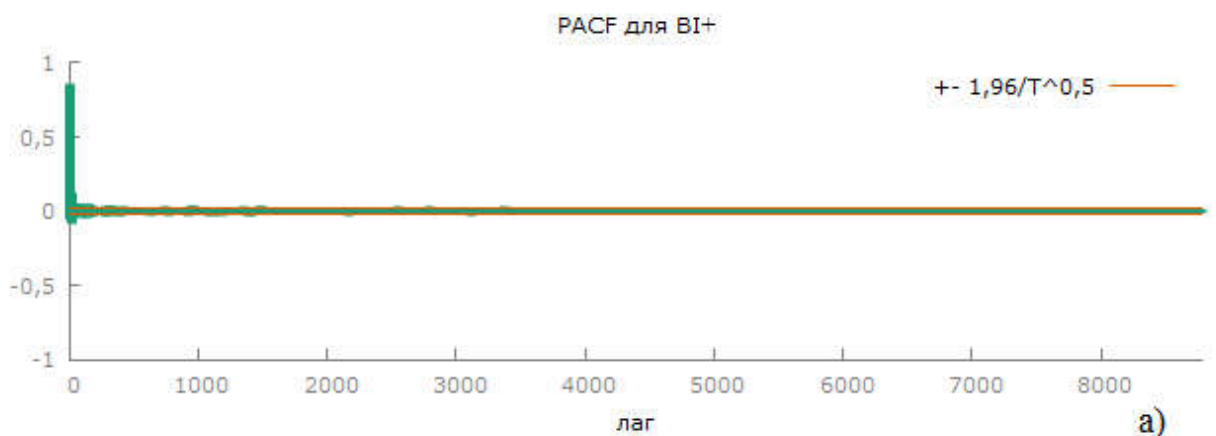
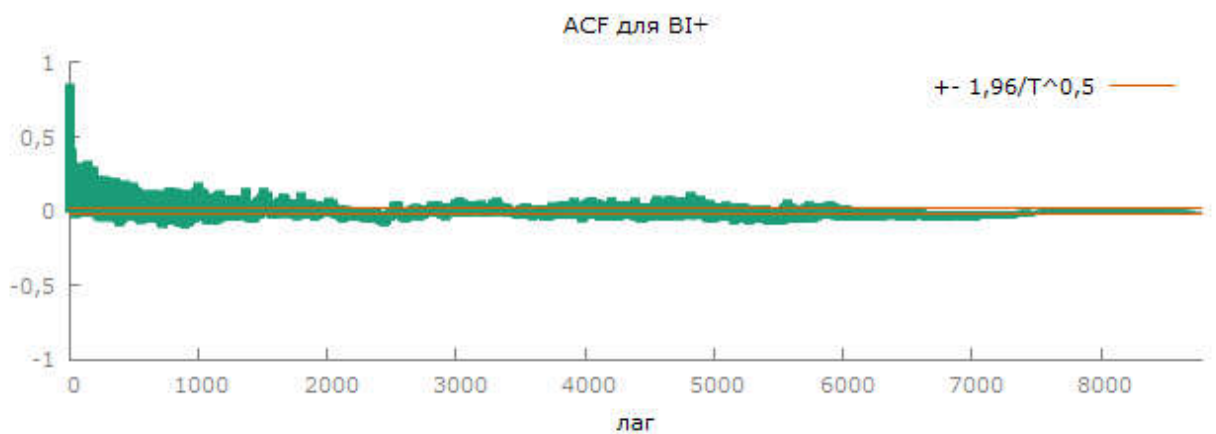


а)

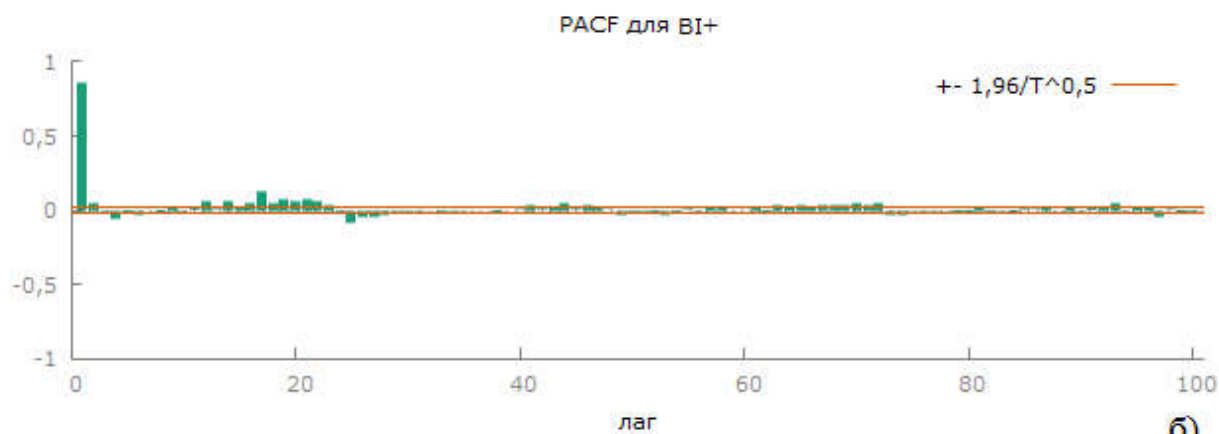
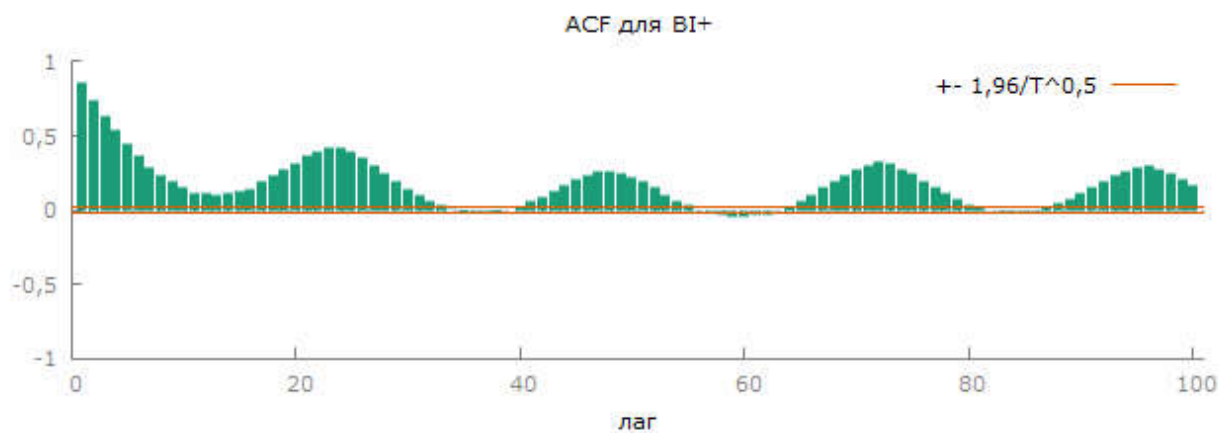


б)

Рис. В.9 Корелограми вибірки сумарних небалансів електроенергії ОЕС



а)



б)

Рис. В.10 Корелограми вибірки позитивних небалансів БЕО

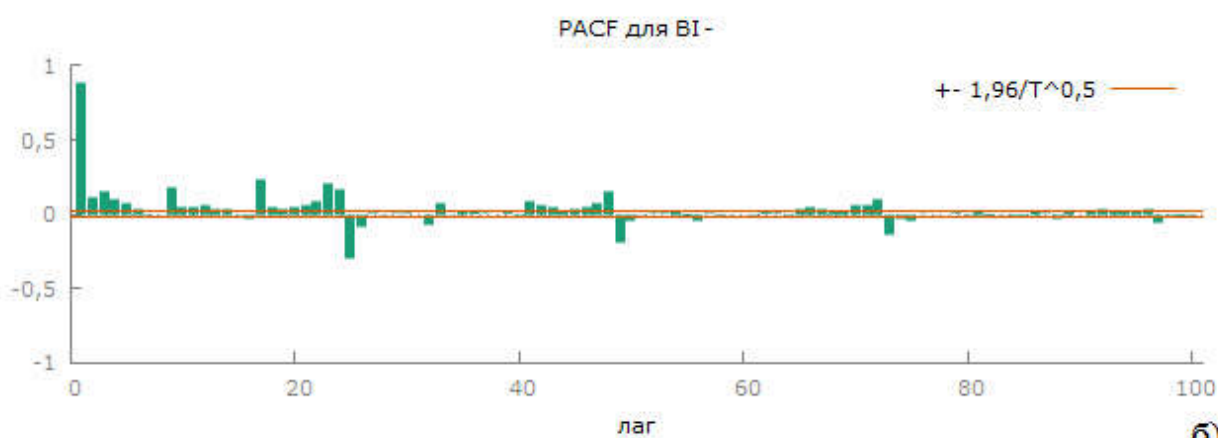
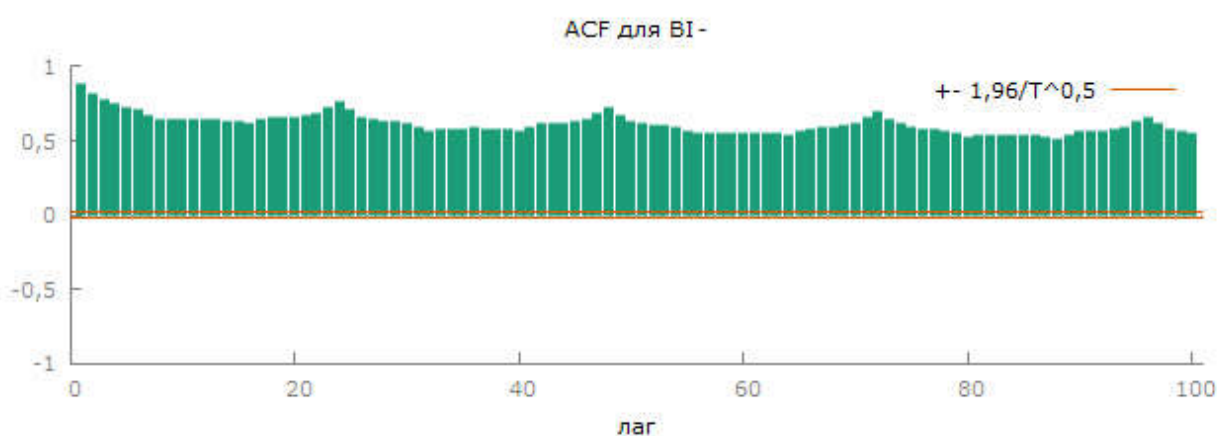
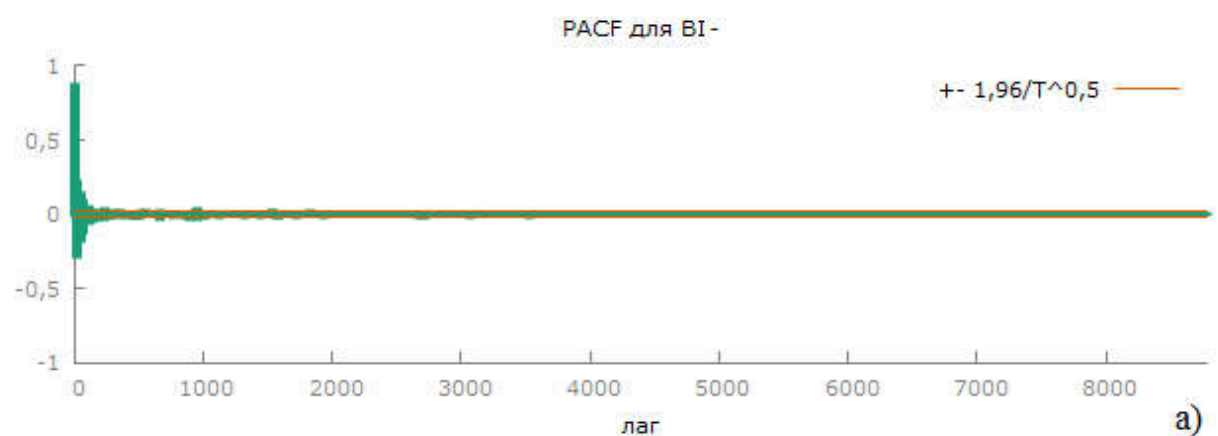
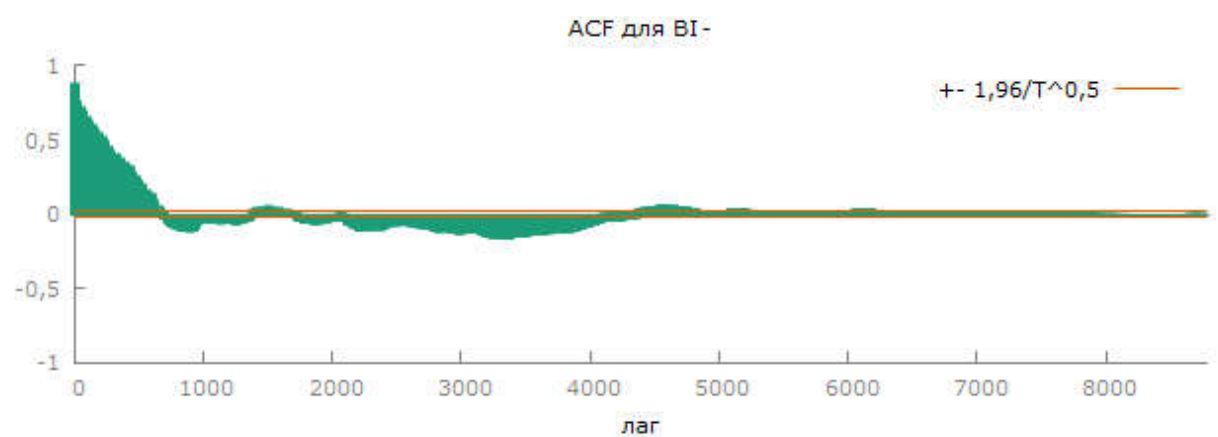


Рис. В.11 Корелограми вибірки негативних небалансів БЕО

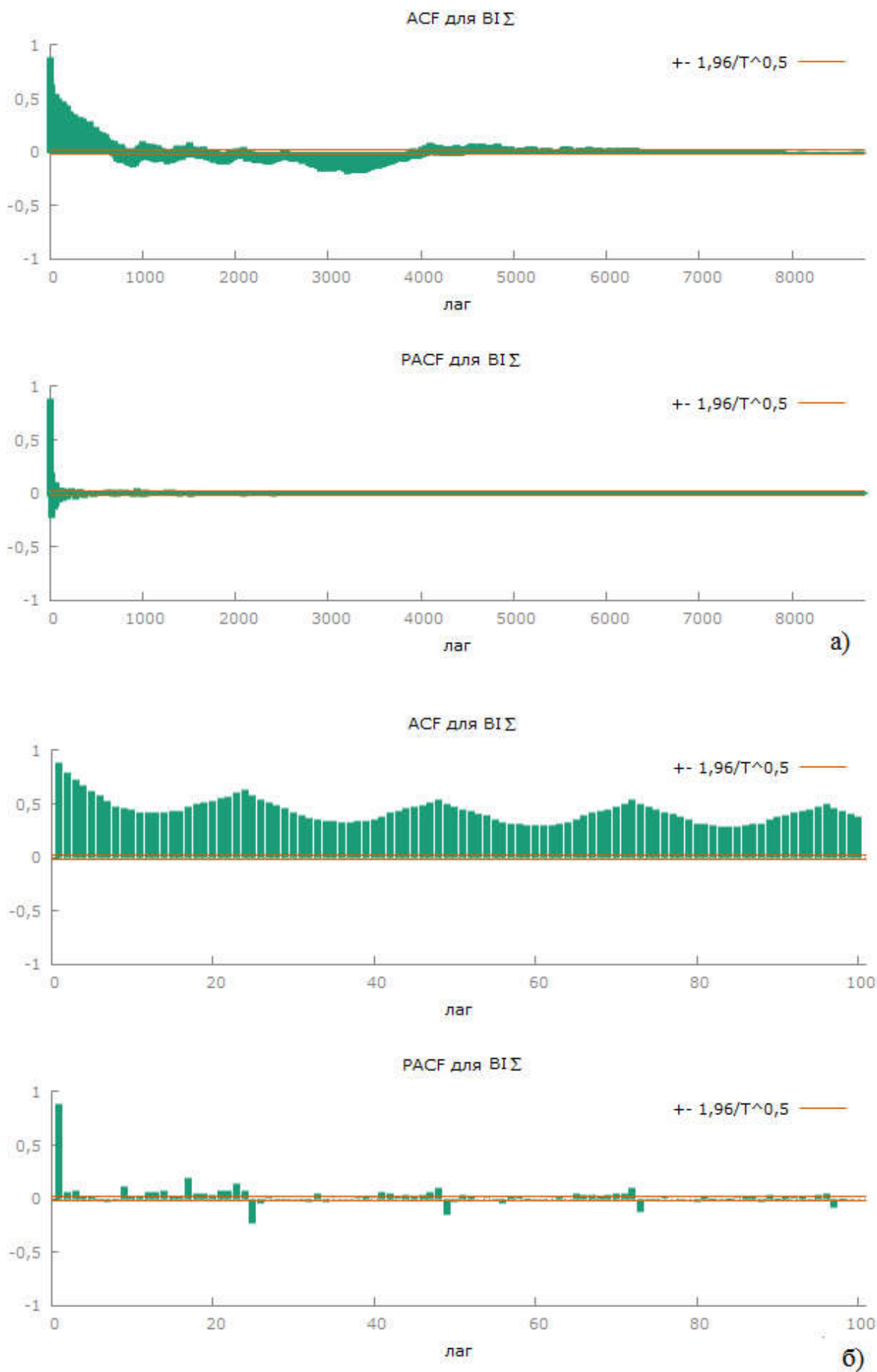


Рис. В.12 Корелограми вибірки сумарних небалансів БЕО

Продовж. дод. В

Періодограми вибірок передісторії про небаланси електроенергії

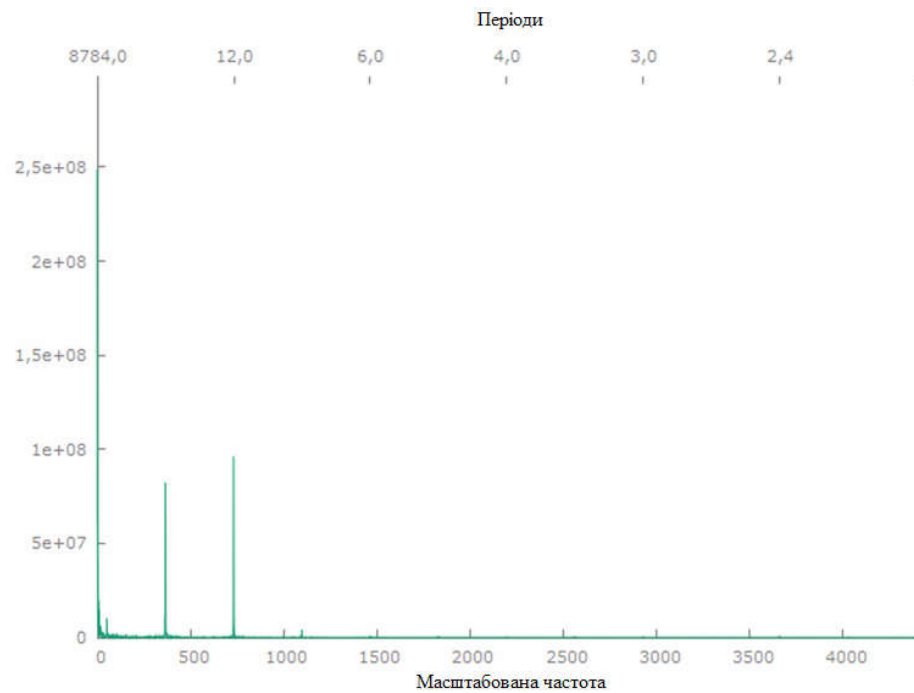


Рис. В.13 Періодограма вибірки позитивних небалансів електроенергії
ОЕС

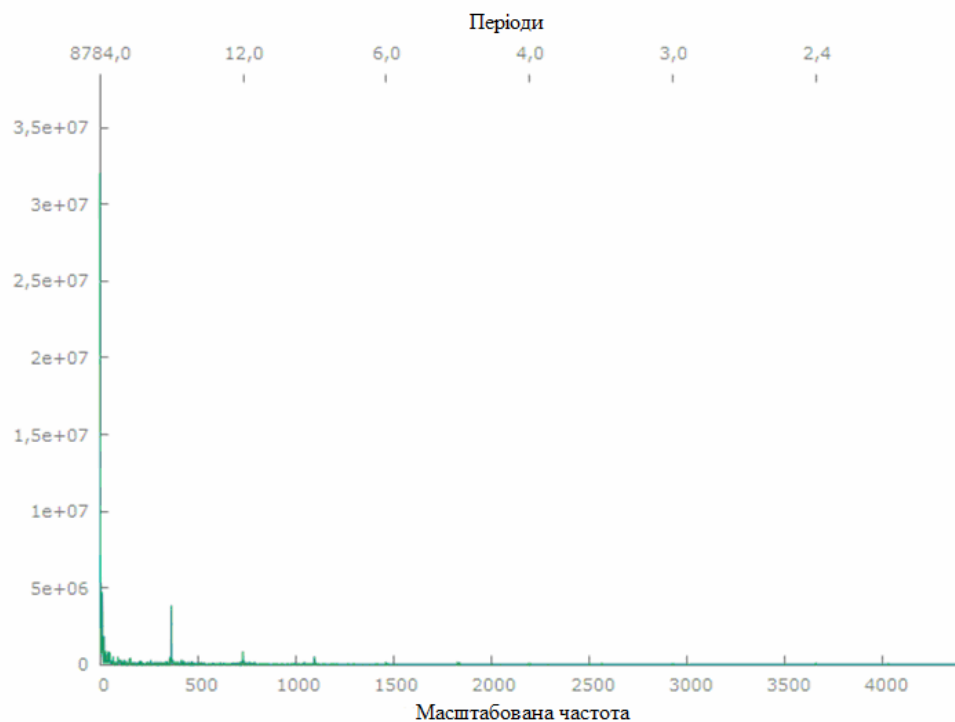


Рис. В.14 Періодограма вибірки негативних небалансів електроенергії
ОЕС

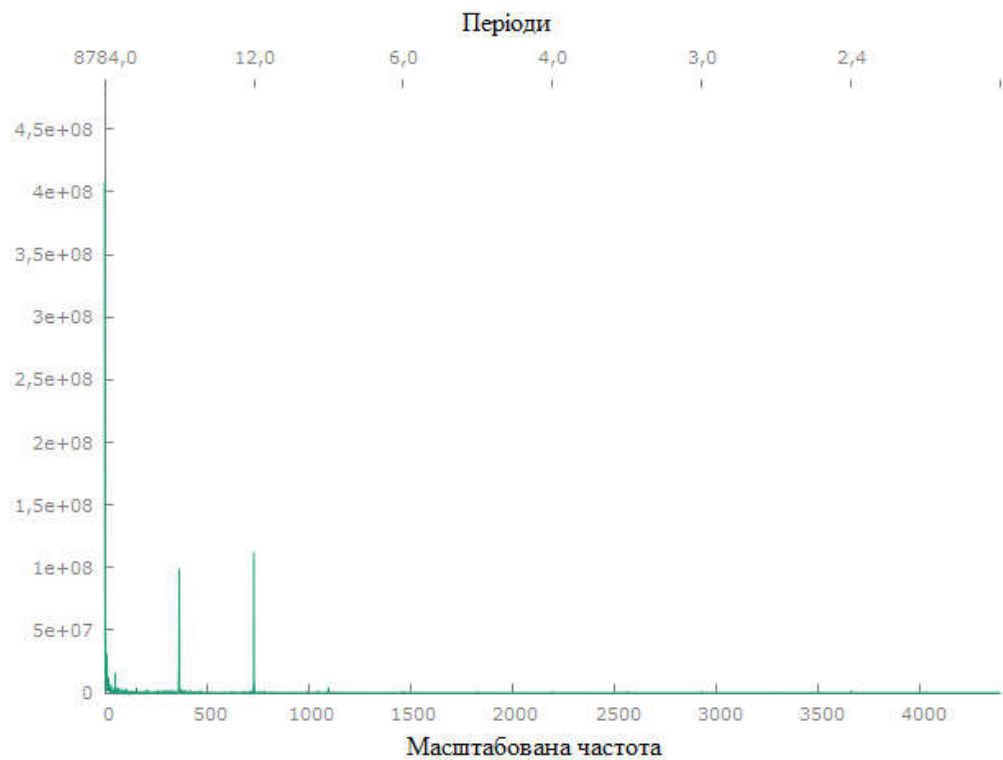


Рис. В.15 Періодограма вибірки сумарних небалансів електроенергії ОЕС

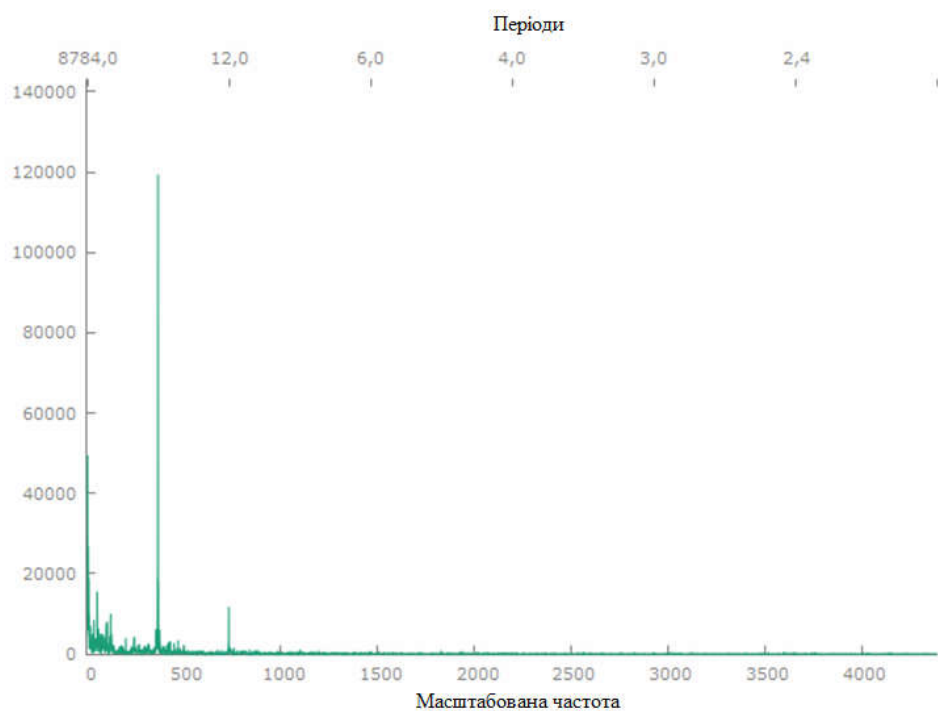


Рис. В.16 Періодограма вибірки позитивних небалансів електроенергії БЕО

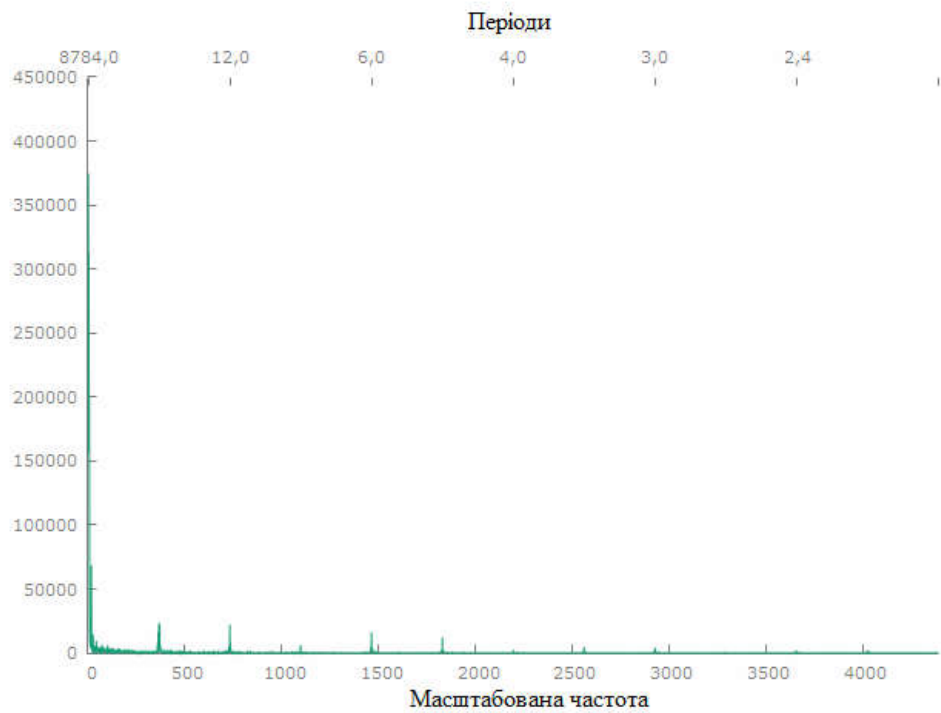


Рис. В.17 Періодограма вибірки негативних небалансів електроенергії БЕО

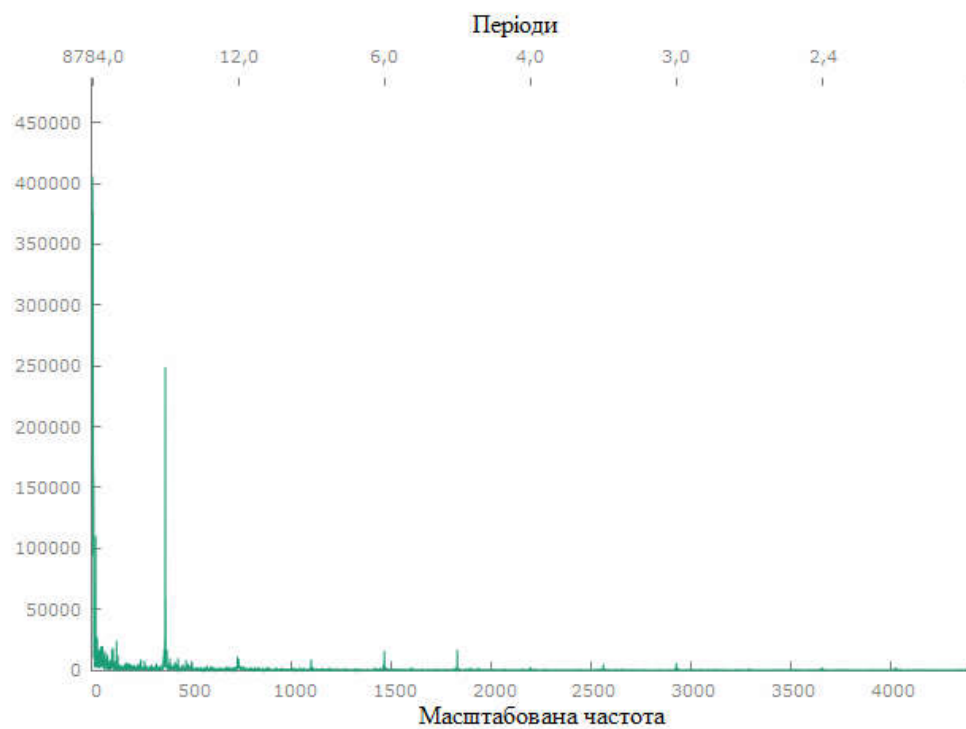


Рис. В.18 Періодограма вибірки сумарних небалансів електроенергії БЕО

Продовж. дод. В

Корелограми вибірок попиту на послугу балансування

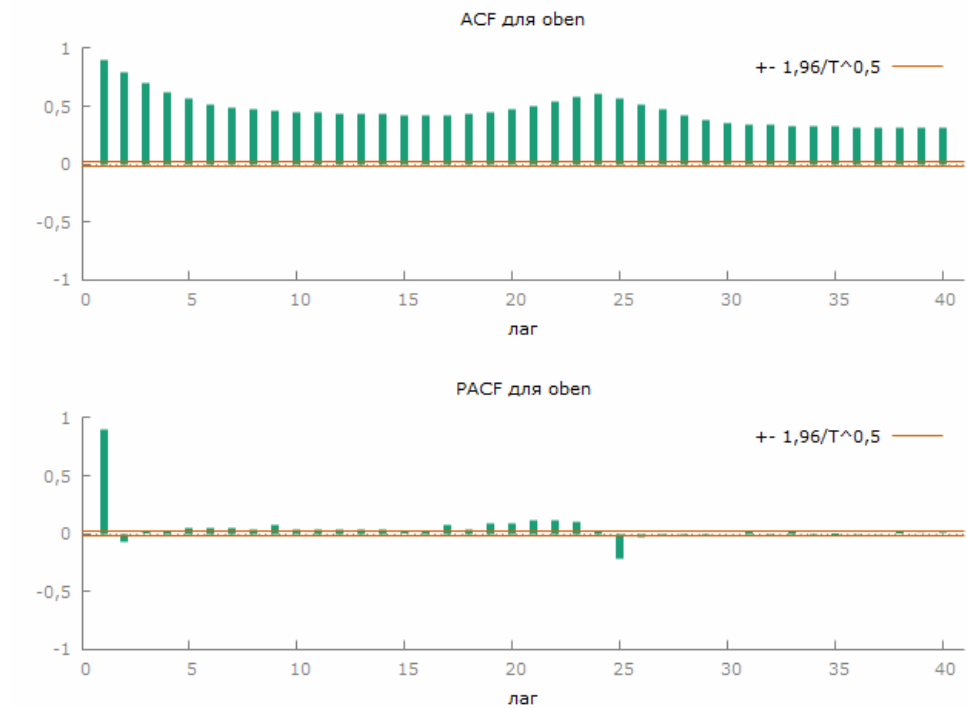


Рис. В.19 Корелограма вибірки попиту на послугу балансування даних «вгору», обсяг вибірки 477 доби

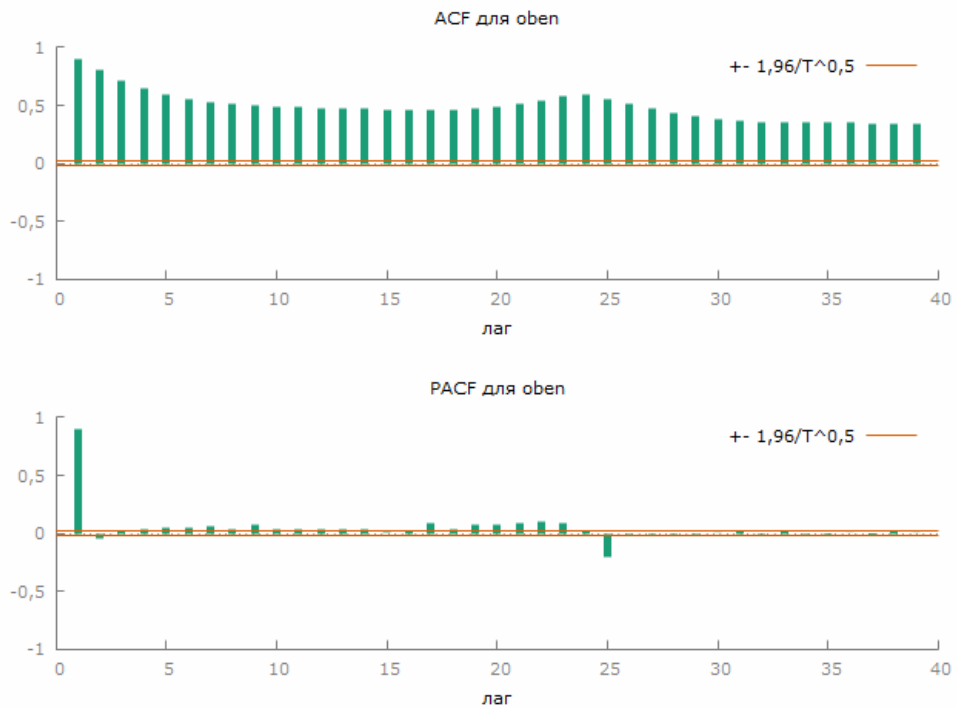


Рис. В.20 Корелограма вибірки попиту на послугу балансування даних «вгору», обсяг вибірки 365 доби

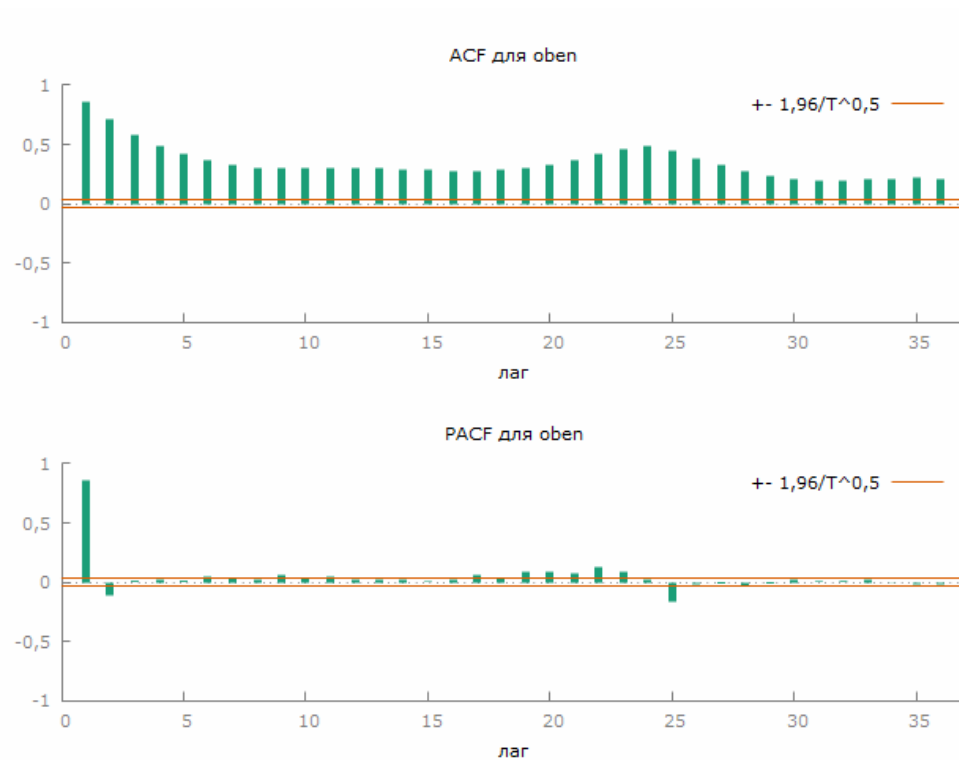


Рис. В.21 Корелограма вибірки попиту на послугу балансування даних «вгору», обсяг вибірки 183 доби

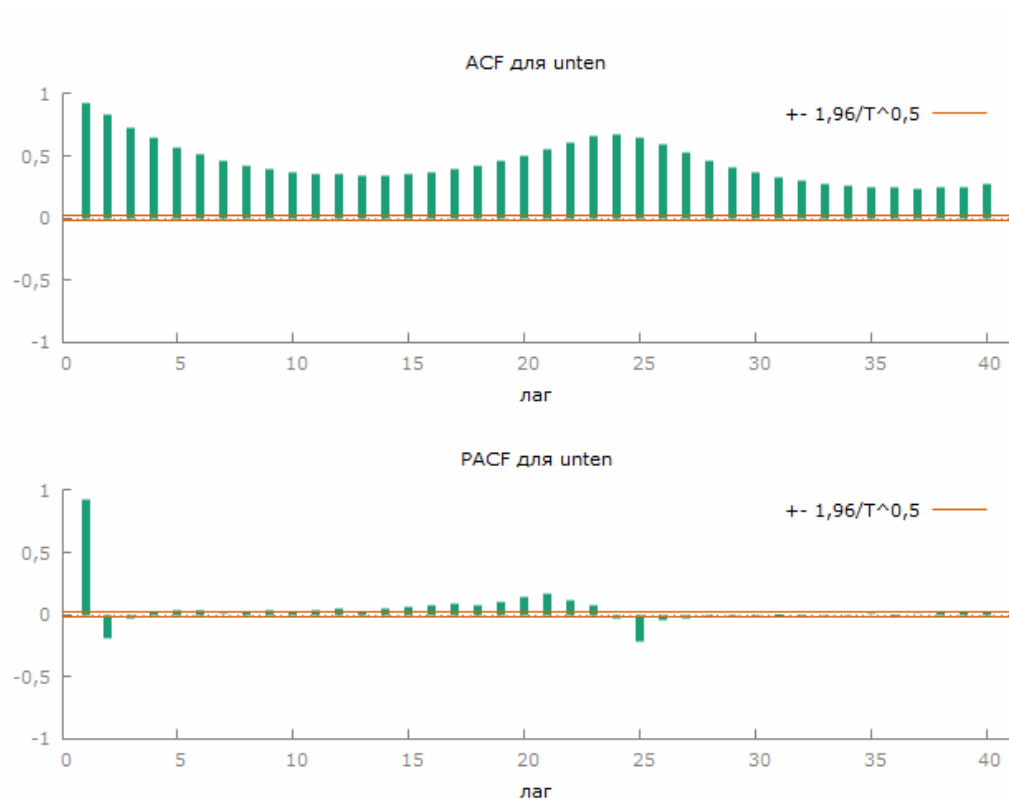


Рис. В.22 Корелограма вибірки попиту на послугу балансування даних «вниз», обсяг вибірки 477 доби

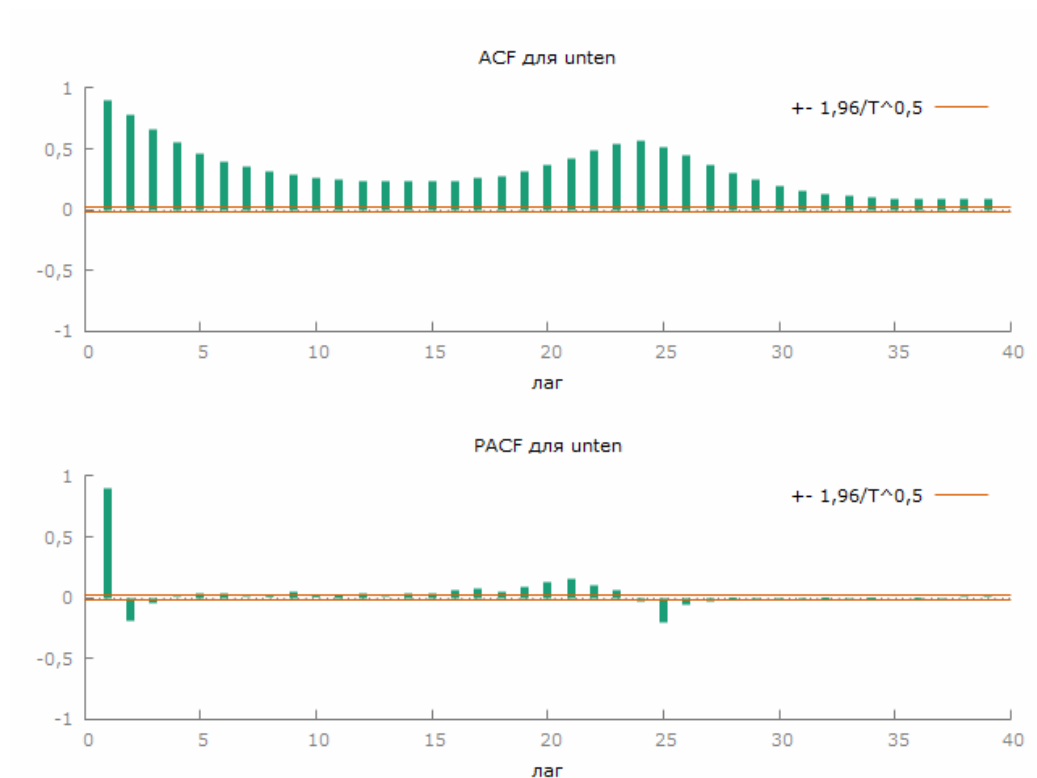


Рис. В.23 Корелограма вибірки попиту на послугу балансування даних «вниз», обсяг вибірки 365 доби

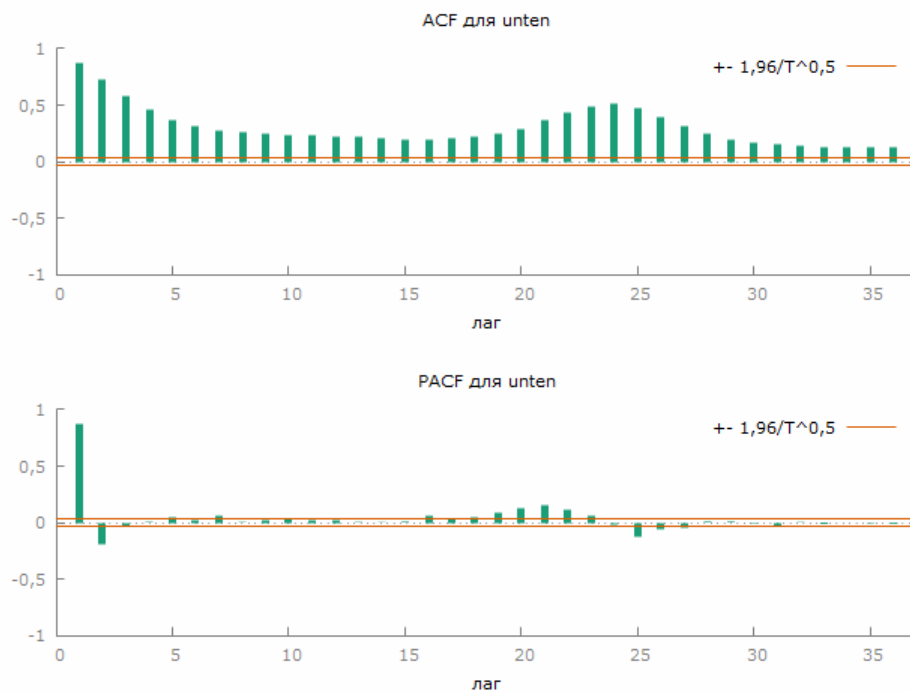


Рис. В.24 Корелограма вибірки попиту на послугу балансування даних «вниз», обсяг вибірки 183 доби

Продовж. дод. В

Періодограми вибірок попиту на послугу балансування

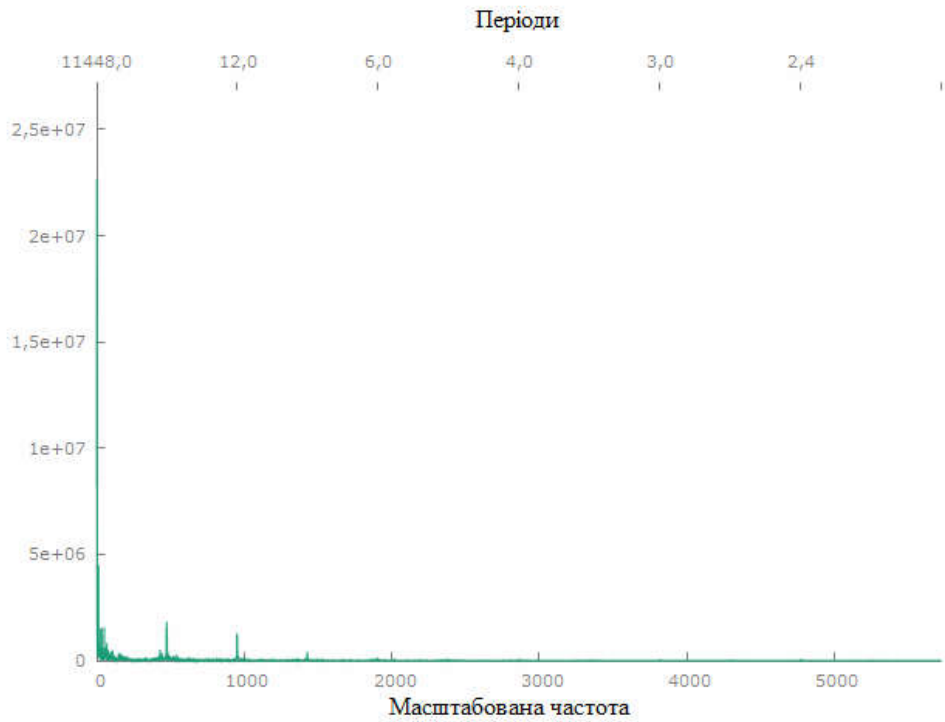


Рис. В.25 Періодограма вибірки попиту на послугу балансування даних «вгору», обсяг вибірки 477 діб

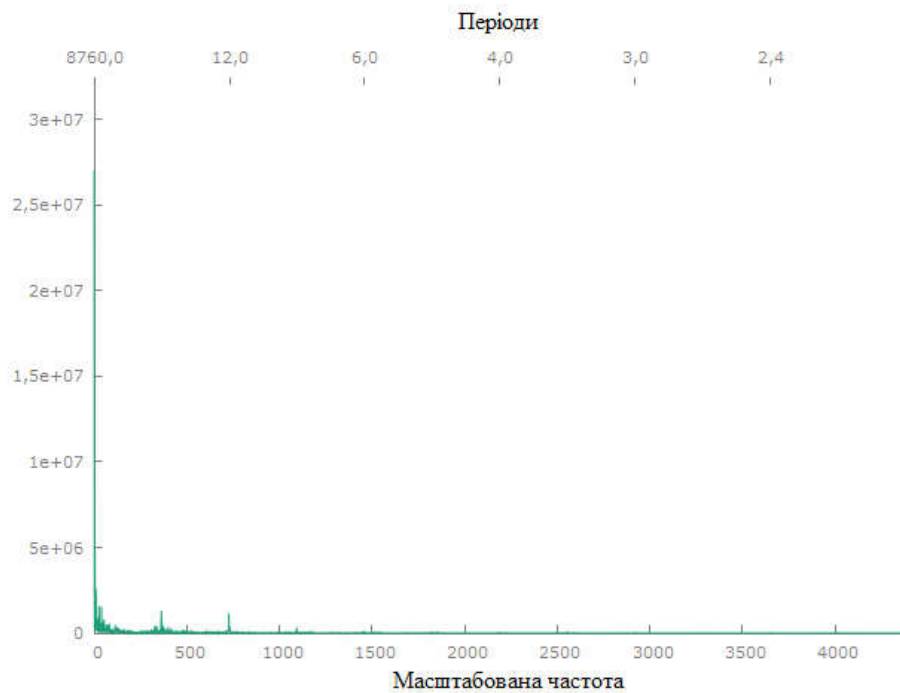


Рис. В.26 Періодограма вибірки попиту на послугу балансування даних «вгору», обсяг вибірки 365 діб

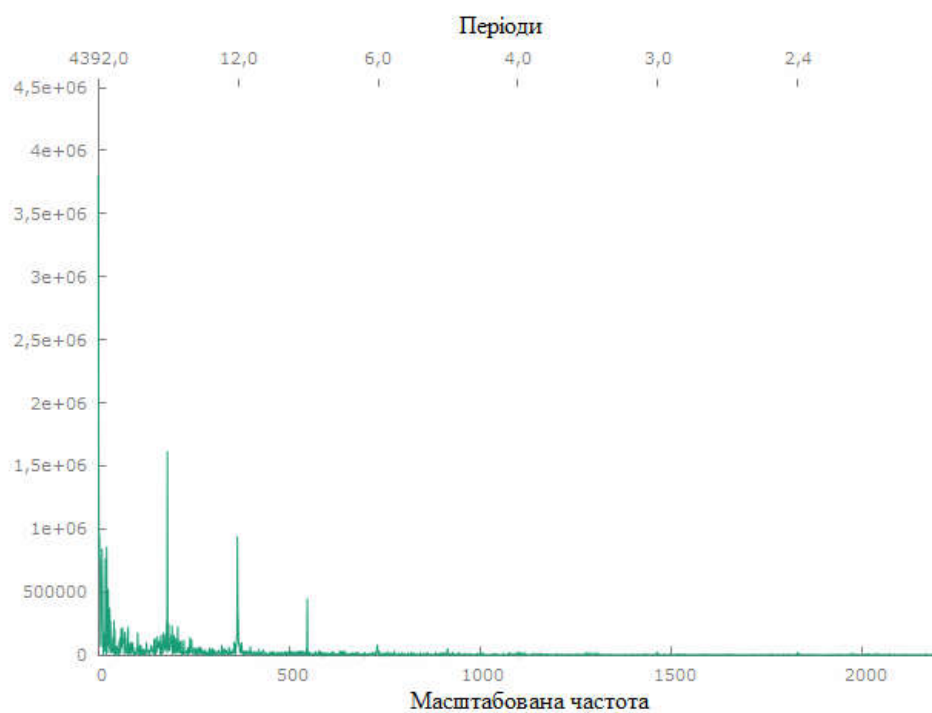


Рис. В.27 Періодограма вибірки попиту на послугу балансування даних «вгору», обсяг вибірки 183 доби

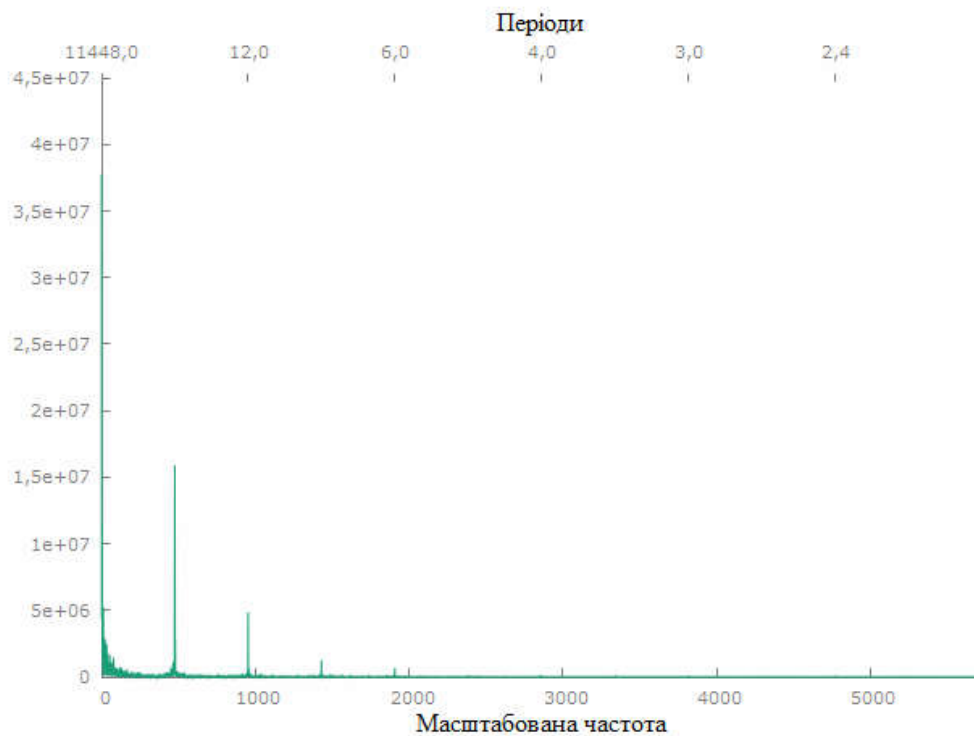


Рис. В.28 Періодограма вибірки попиту на послугу балансування даних «вниз», обсяг вибірки 477 діб

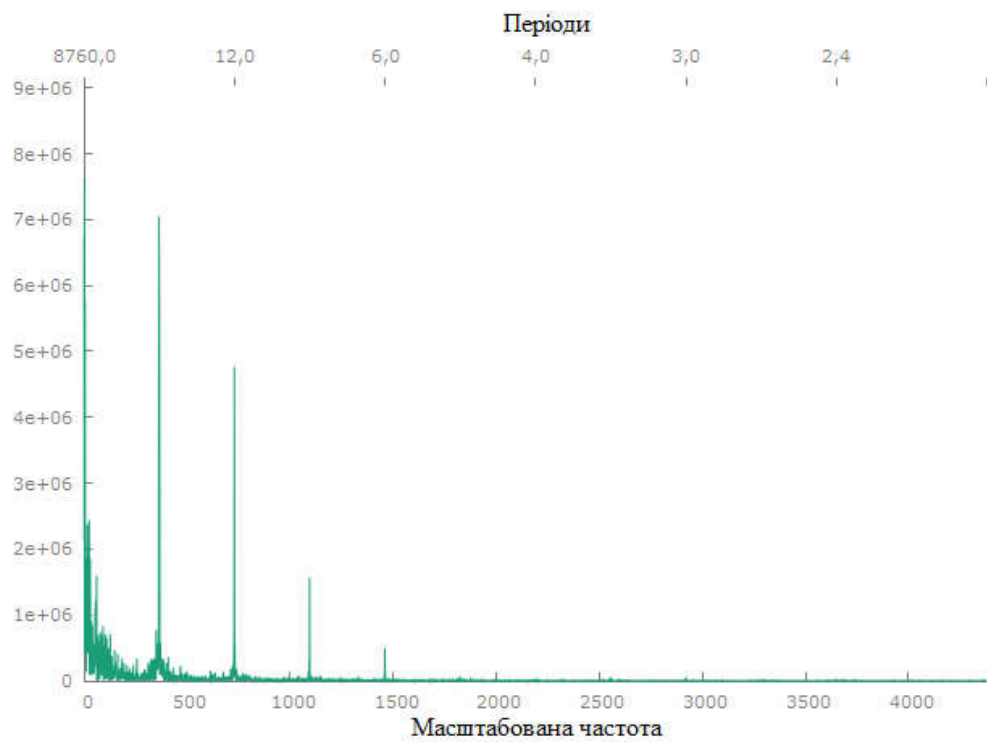


Рис. В.29 Періодограма вибірки попиту на послугу балансування даних «вниз», обсяг вибірки 365 діб

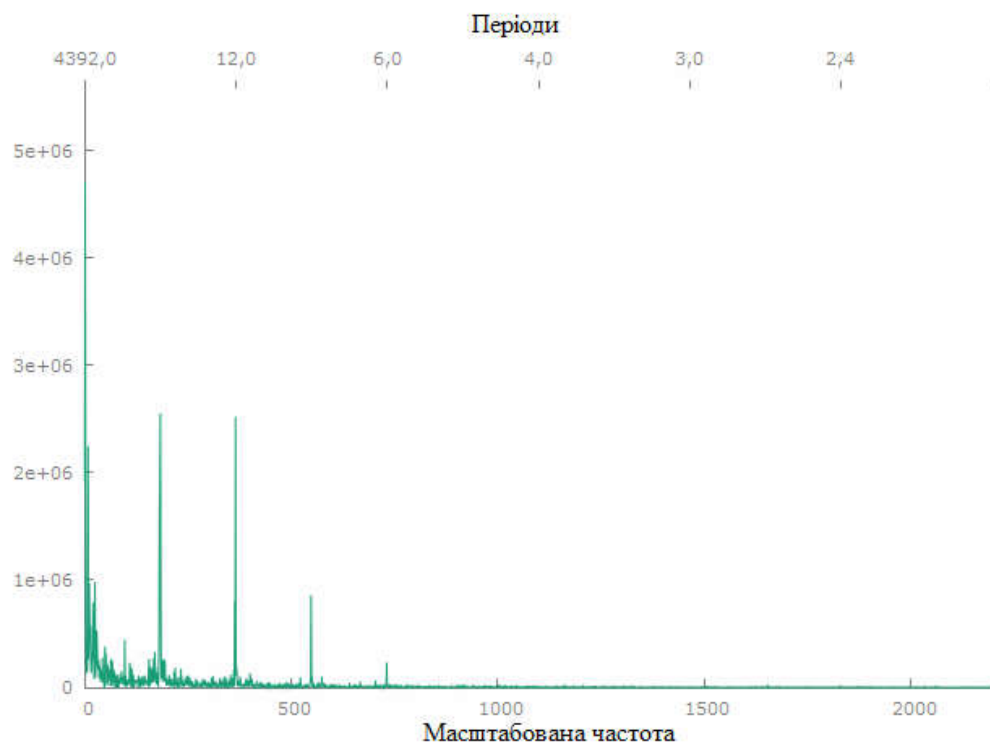


Рис. В.30 Періодограма вибірки попиту на послугу балансування даних «вниз», обсяг вибірки 183 діб

Продовж. дод. В

**Таблиці статистичних показників та перевірки на закон розподілу вибірок
небалансів електроенергії та попиту на послугу балансування**

Таблиця В.1

Статистичні показники досліджуваних вибірок небалансів

	ОЕС+	ОЕС-	ОЕСΣ	БЕО+	БЕО-	БЕОΣ
$\bar{x}$	1508,779	752,277	758,364	36,532	49,508	-13,692
M	1403,63	630,87	602,16	12,64	14,18	-23,76
$x_{\max}$	5815,055	3659,054	5251,33	366,67	411,25	340,161
$x_{\min}$	200,519	126,1743	-2884,72	12,64	14,18	-388,161
R	5614,536	3532,879	8136,05	354,02	397,07	728,812
d	985,348	370,072	1175,068	27,059	43,89	56,46
D	1498883,96	253275,5	2147282,5	1708,49	4046,26	6773,18
S^2	1499054,6	253304,33	2147527,01	1708,686	4046,723	6773,954
σ	1224,289	503,265	1465,361	41,334	63,64	82,299
s	1224,359	503,293	1465,444	41,336	63,614	82,304
v	81,14	66,9	193,23	113,14	128,48	601,06
K_d	65,31	49,19	154,95	74,07	88,65	-412,35
K_r	372,12	469,62	1072,84	969,08	802,03	-5322,77
A_s	0,984	1,936	0,567	3,064	2,281	-0,537
s_{A_s}	0,52	0,52	0,52	0,52	0,52	0,52
A_s/s_{A_s}	1,89<3	3,72>3	1,09<3	5,89>3	4,38>3	1,03<3
A_{sp}	0,0859	0,74	0,5	0,58	0,56	0,12
E_x	0,27	4,53	-0,089	13,02	4,82	2,69
s_{E_x}	0,781	0,781	0,781	0,781	0,781	0,781
E_x/s_{E_x}	0,346	5,803	0,114	16,679	6,175	3,446

Таблиця В.2

**Показники для перевірки гіпотез закону розподілу вибірок
небалансів**

	ОЕС+	ОЕС-	ОЕСΣ	БЕО+	БЕО-	БЕОΣ
Нормальний закон: критерій Пірсона						
$K_{кр}$	21,02607					
$K_{сп}$	3398,57	11183,84	961,62	11156,78	22518,36	3554,13
Висновок	-	-	-	-	-	-
Нормальний закон: перевірка за A_s та E_x						
$3s_{As}$	1,5612					
$ A_s < 3s_{As}$	+	-	+	-	-	+
$3s_{Ex}$	2,34					
$ E_x < 3s_{Ex}$	+	-	+	-	-	-
Висновок	+	-	+	-	-	-
Нормальний розподіл: правило "трьох сигм"						
$\bar{x} - 3\sigma$	-2164,088	-757,518	-3637,719	-87,47	-141,322	-260,589
$\bar{x} + 3\sigma$	5181,646	2262,072	5154,447	160,534	240,338	233,205
Висновок	-	-	-	-	-	-
Закон Пуассона						
$K_{кр}$	16,91898	12,59159	16,91898	9,48773	14,66714	12,59159
$K_{сп}$	0	0	0	2,07E+19	-4,9E+24	0
Висновок	+	+	+	-	-	+
Рівномірний розподіл						
$K_{кр}$	21,02607					
$K_{сп}$	4271,85	14642,48	4780,23	17014,56	11958,18	15516,77
Висновок	-	-	-	-	-	-

Таблиця В.3

**Статистичні показники вибірок обсягу попиту на послугу
балансування**

Показник	$\bar{x}$	M	x_{max}	x_{min}	R
"вгору"	514,605	428,981	2647,18	0	2647,18
"вниз"	506,502	334,204	4376,56	0	4376,56
Показник	d	D	S^2	σ	s
"вгору"	329,812	174454	174473	417,676	417,7
"вниз"	367,876	242380	242408	492,321	492,35
Показник	v	K_d	K_r	A_s	s_{As}
"вгору"	81,16	64,09	514,41	1,274	0,51
"вниз"	97,2	72,63	864,075	2,089	0,51
Показник	A_s/s_{As}	A_{sp}	E_x	s_{Ex}	E_x/s_{Ex}
"вгору"	2,5<3	0,91	1,97	0,779	2,53
"вниз"	4,1>3	0,64	6,77	0,779	8,696

**Показники для визначення виду закону розподілу вибірок обсягу
попиту на послугу балансування**

	"вгору"	"вниз"
Нормальний закон: критерій Пірсона		
$K_{кр}$	22,36203	
$K_{сп}$	6389,5	5579,1
Висновок	-	-
Нормальний закон: перевірка за A_s та E_x		
$3s_{A_s}$	1,5299	
$ A_s < 3s_{A_s}$	+	-
$3s_{E_x}$	2,3355	
$ E_x < 3s_{E_x}$	+	-
Висновок	+	-
Нормальний розподіл: правило "трьох сигм"		
формула	-738,42	-970,461
формула	1767	1983,465
Висновок	-	-
Закон Пуасона		
$K_{кр}$	12,59159	9,48773
$K_{сп}$	1,78E+226	1,79E+223
Висновок	-	-
Рівномірний розподіл		
$K_{кр}$	22,36203	
$K_{сп}$	16085,07	22756,55
Висновок	-	-

ДОДАТОК Г

Рисунки до Розділу 4

Прогнозовані графіки небалансів електроенергії за допомогою авторегресійних моделей

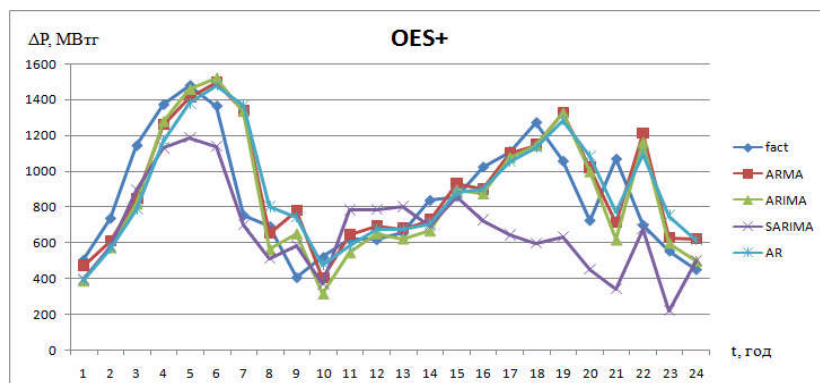


Рис. Г.1 Графіки фактичних та прогнозованих значень позитивних небалансів електроенергії ОЕС України

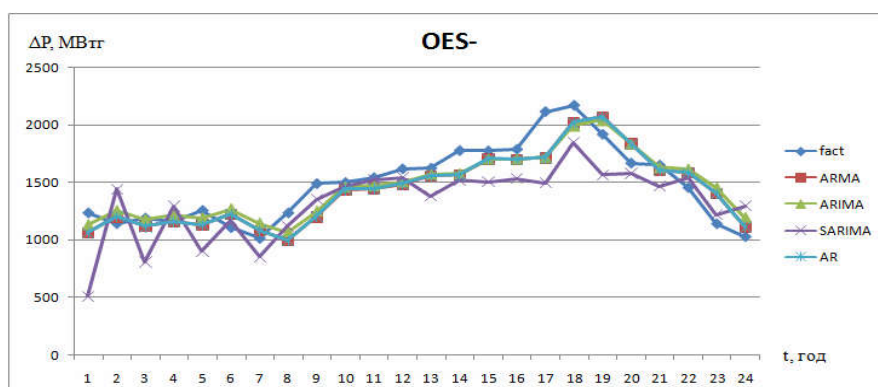


Рис. Г.2 Графіки фактичних та прогнозованих значень негативних небалансів електроенергії ОЕС України

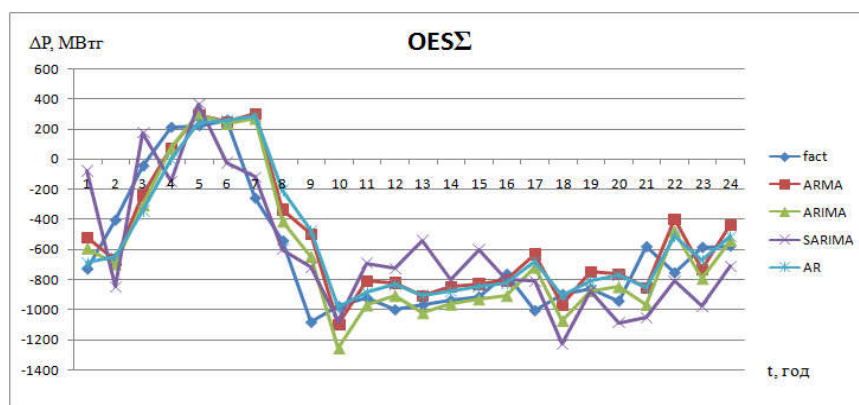


Рис. Г.3 Графіки фактичних та прогнозованих значень сумарних небалансів електроенергії ОЕС України

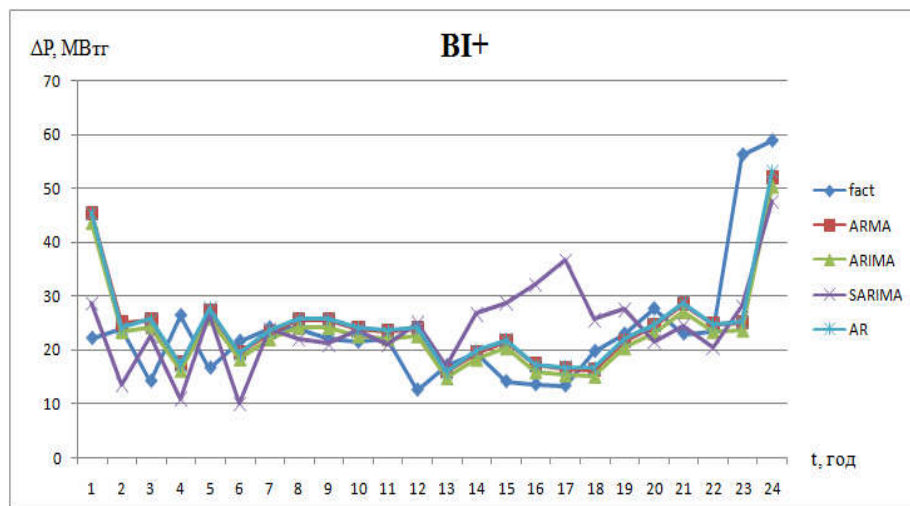


Рис. Г.4 Графіки фактичних та прогнозованих значень позитивних небалансів електроенергії Бурштинового острова

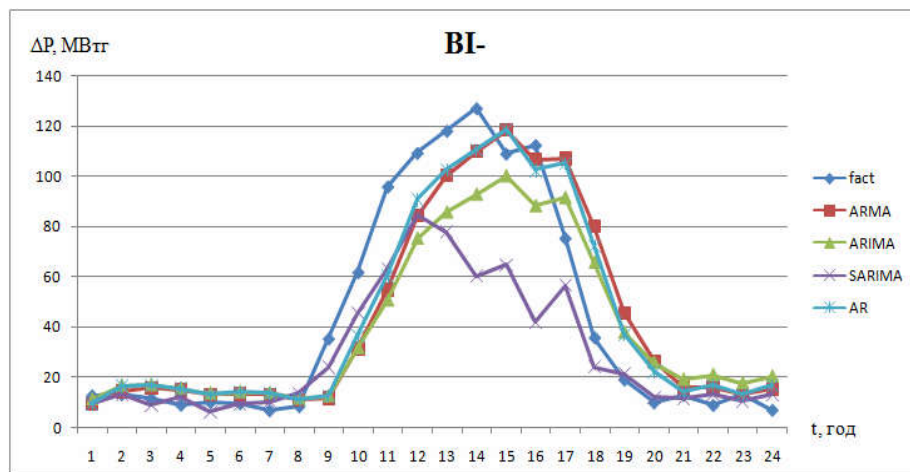


Рис. Г.5 Графіки фактичних та прогнозованих значень негативних небалансів електроенергії Бурштинового острова

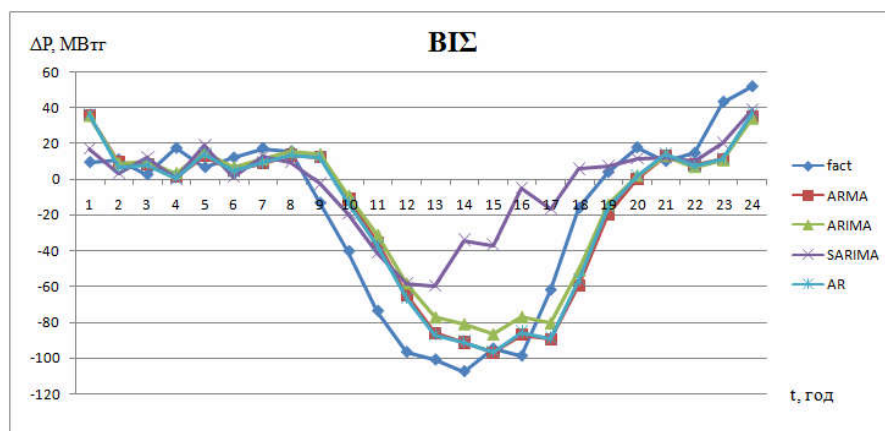


Рис. Г.6 Графіки фактичних та прогнозованих значень сумарних небалансів електроенергії Бурштинового острова

Продовж. дод. Г

Графіки похибок прогнозування небалансів електроенергії

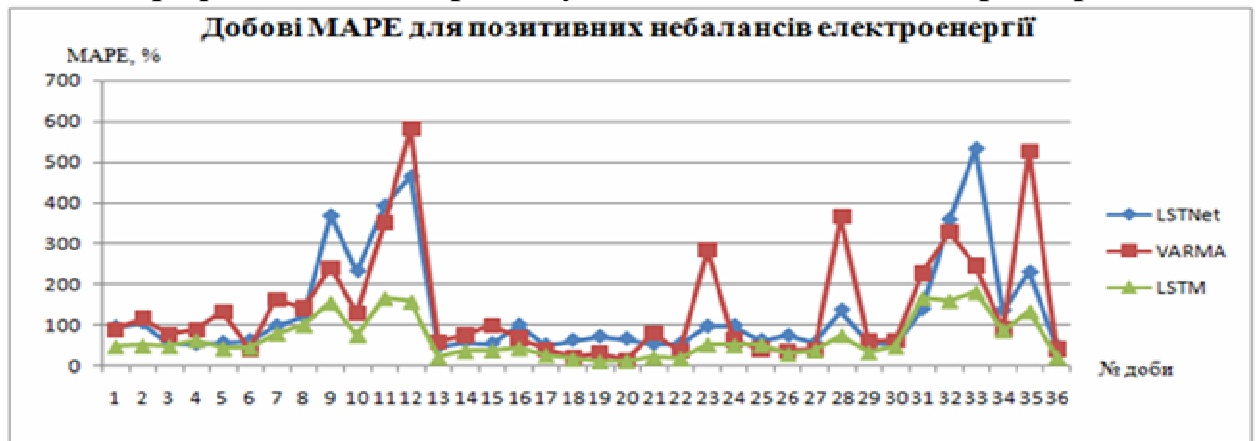


Рис. Г.7 Добові значення MAPE для позитивних небалансів електроенергії



Рис. Г.8 Добові значення RMSE для негативних небалансів електроенергії



Рис. Г.9 Добові значення коефіцієнтів кореляції між фактичними й прогнозними значеннями для позитивних небалансів електроенергії

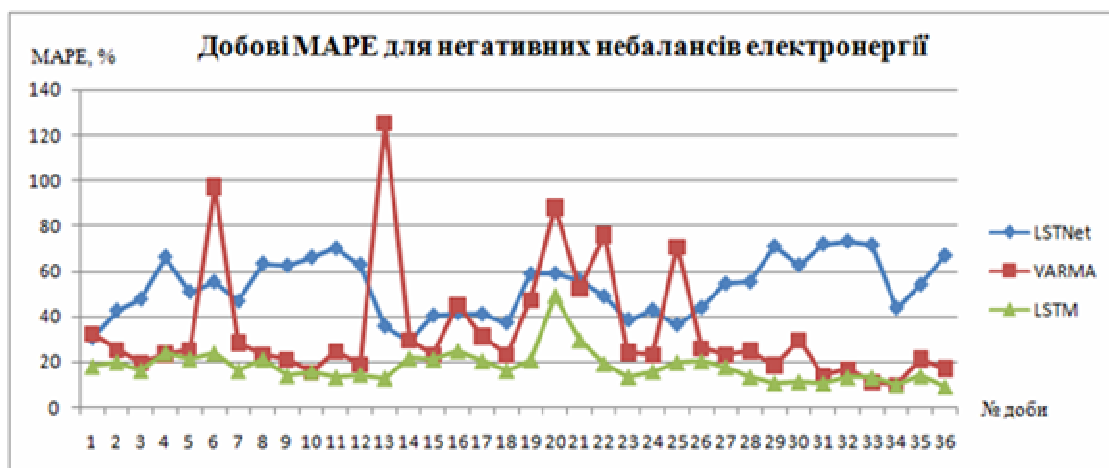


Рис. Г.10 Графіки добових значень MAPE для негативних небалансів електроенергії

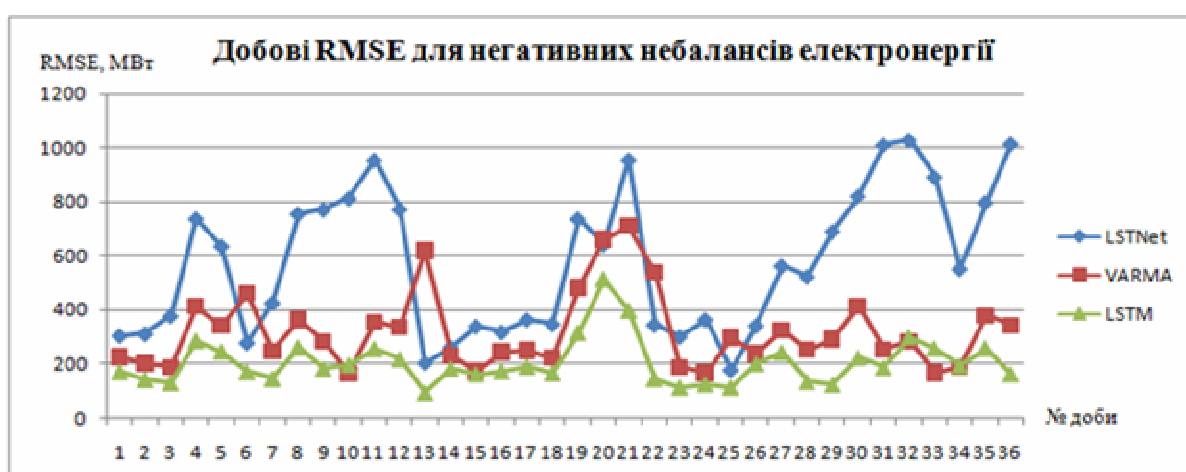


Рис. Г.11 Графіки добових значень RMSE для негативних небалансів електроенергії

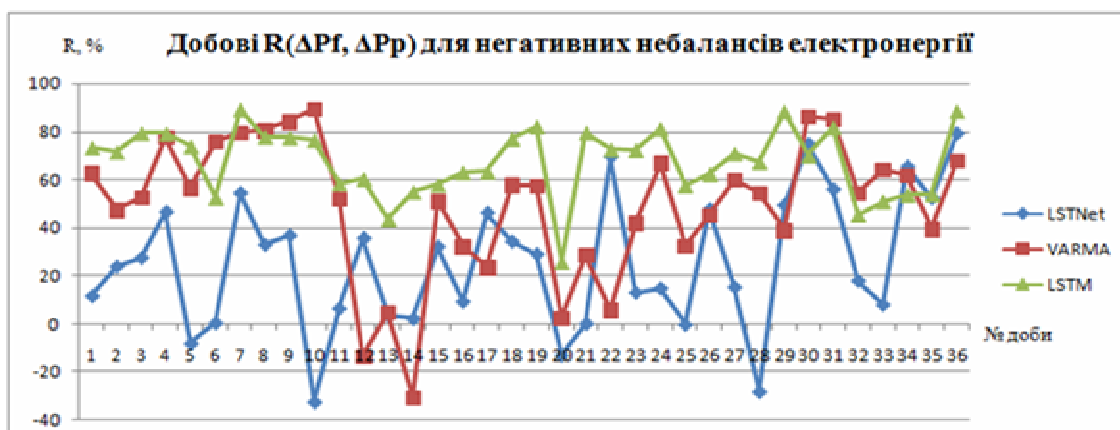


Рис. Г.12 Графіки добових значень коефіцієнтів кореляції між фактичними й прогнозними значеннями для негативних небалансів електроенергії

Продовж. дод. Г

**Стовпчасті діаграми значень метрик оцінювання інтервалів
прогнозування BNN**

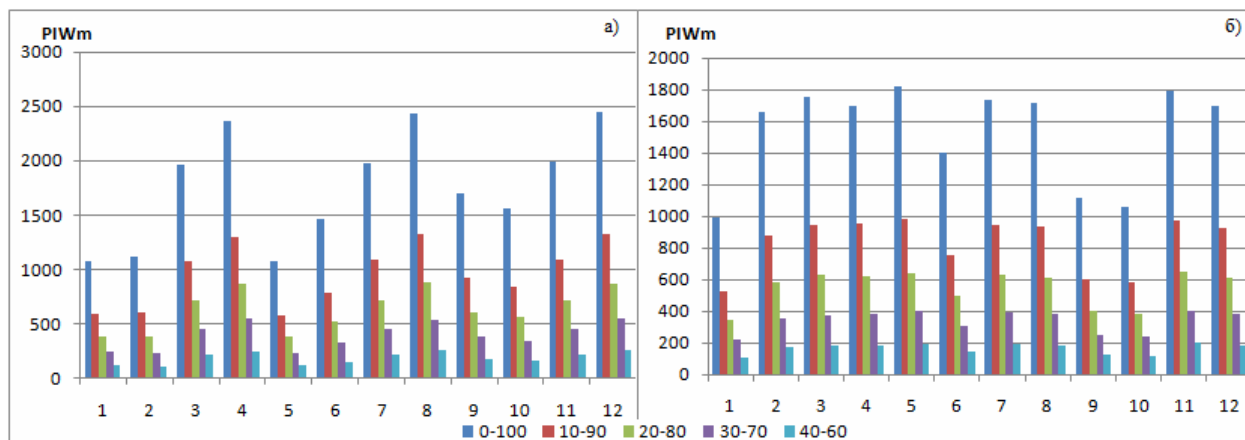


Рис. Г.13 Стовпчасті діаграми значень PIWm за даними а) – «вниз» та б) – «вгору»

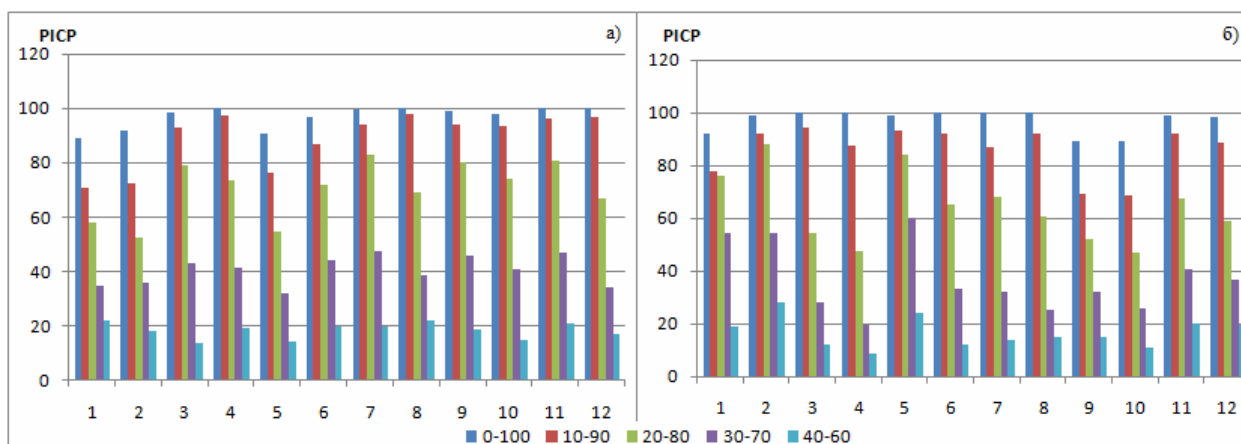


Рис. Г.14 Стовпчасті діаграми значень PICP за даними а) – «вниз» та б) – «вгору»

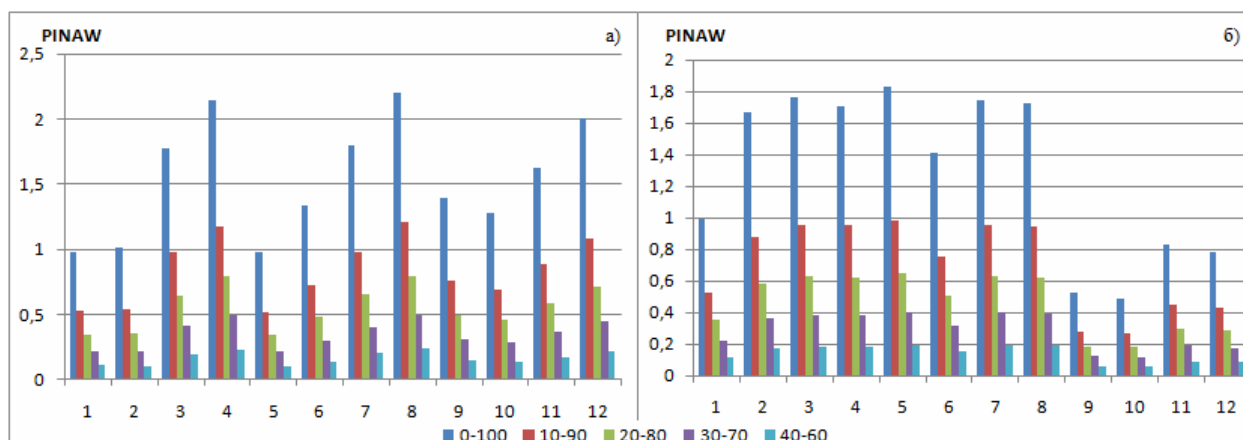


Рис. Г.15 Стовпчасті діаграми значень PINAW за даними а) – «вниз» та б) – «вгору»

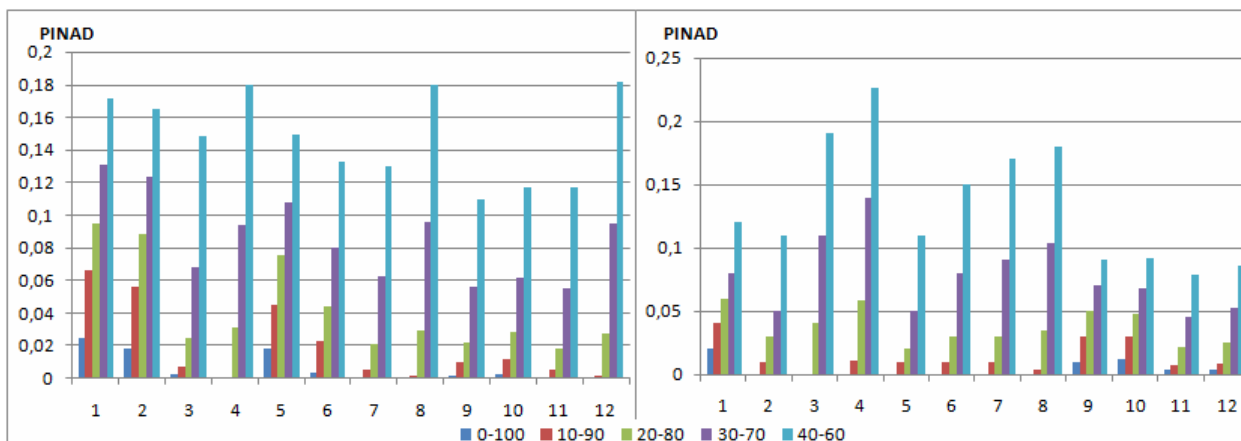


Рис. Г.16 Стовпчасті діаграми значень PINAD за даними а) – «вниз» та б) – «вгору»

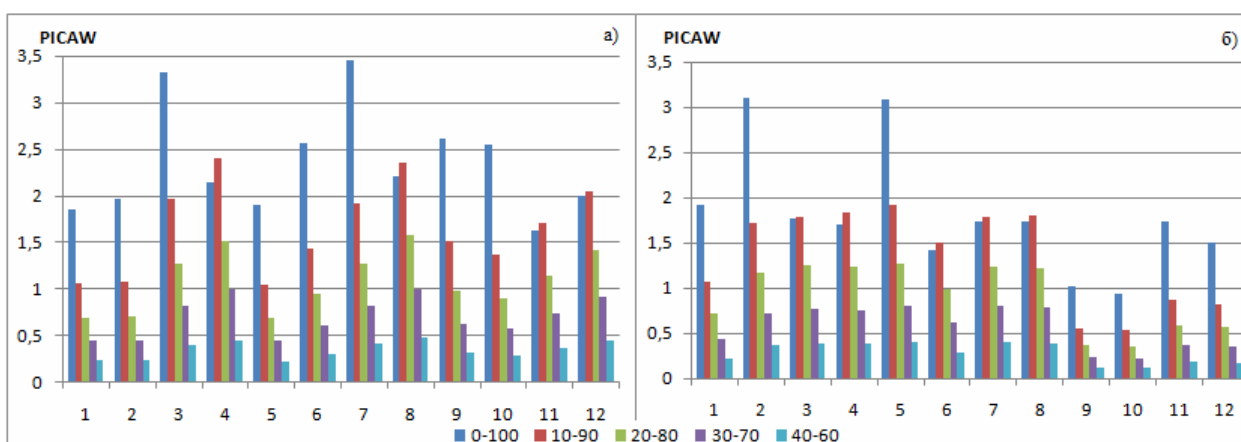


Рис. Г.17 Стовпчасті діаграми значень PICA W за даними а) – «вниз» та б) – «вгору»

Продовж. дод. Г

**Графіки результатів прогнозування обсягу попиту на послугу
балансування**

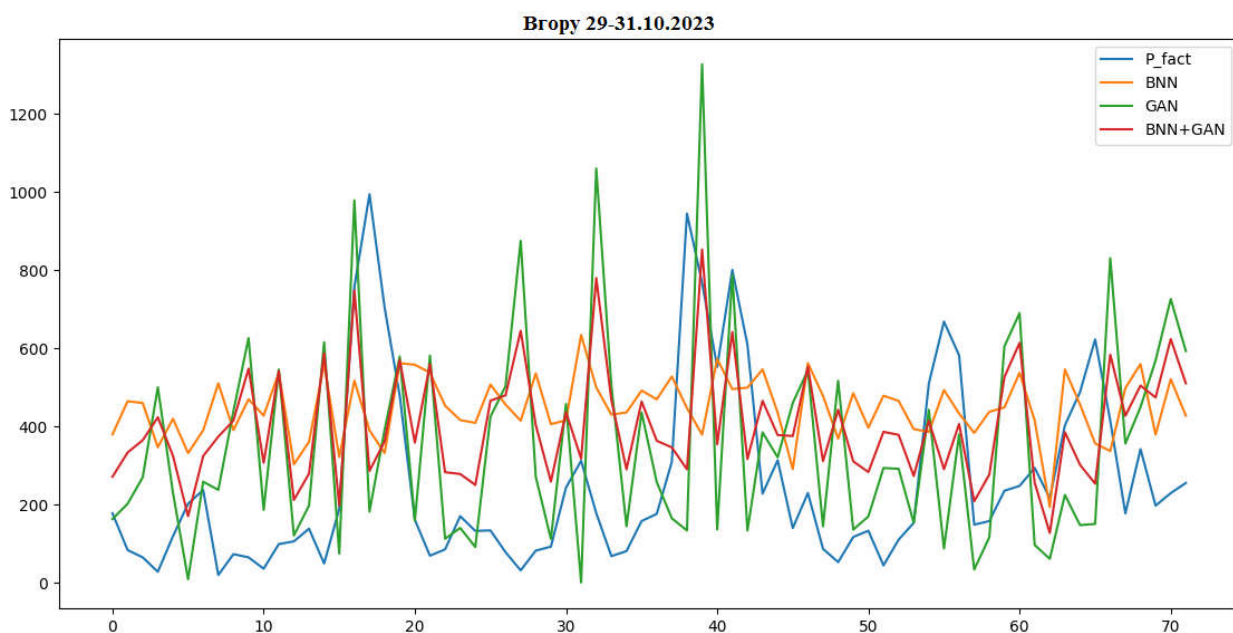


Рис. Г.18 Графіки фактичних і прогнозованих значень вибірки «вгору»
29-31.10.2023

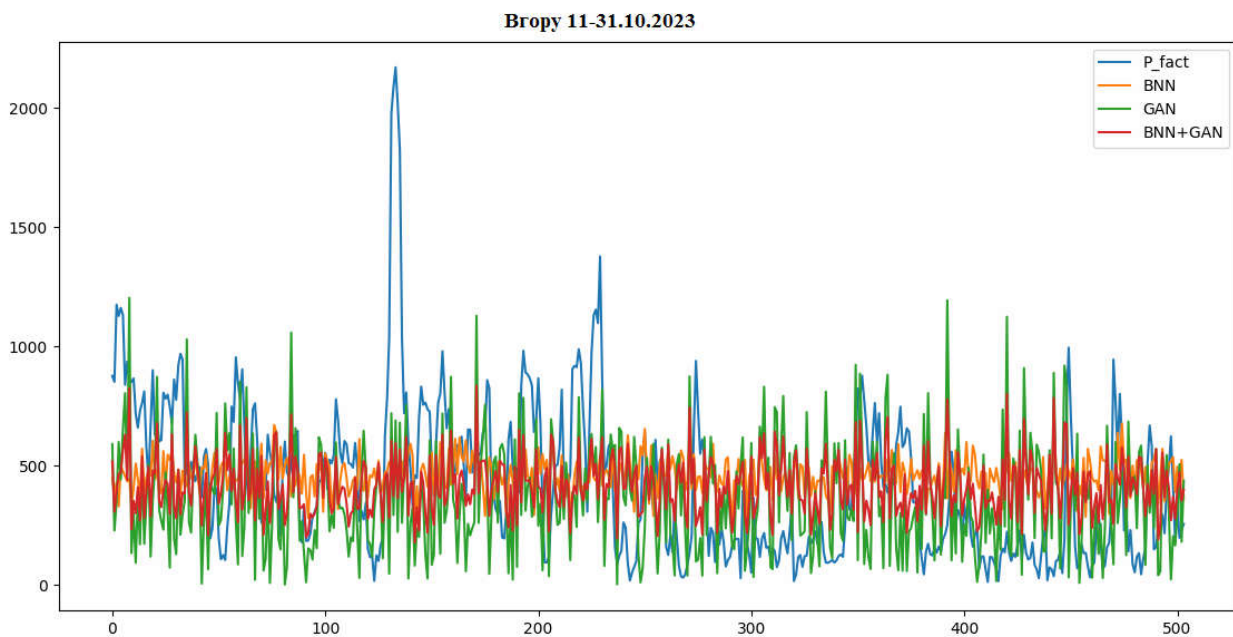


Рис. Г.19 Графіки фактичних і прогнозованих значень вибірки «вгору»
11-31.10.2023

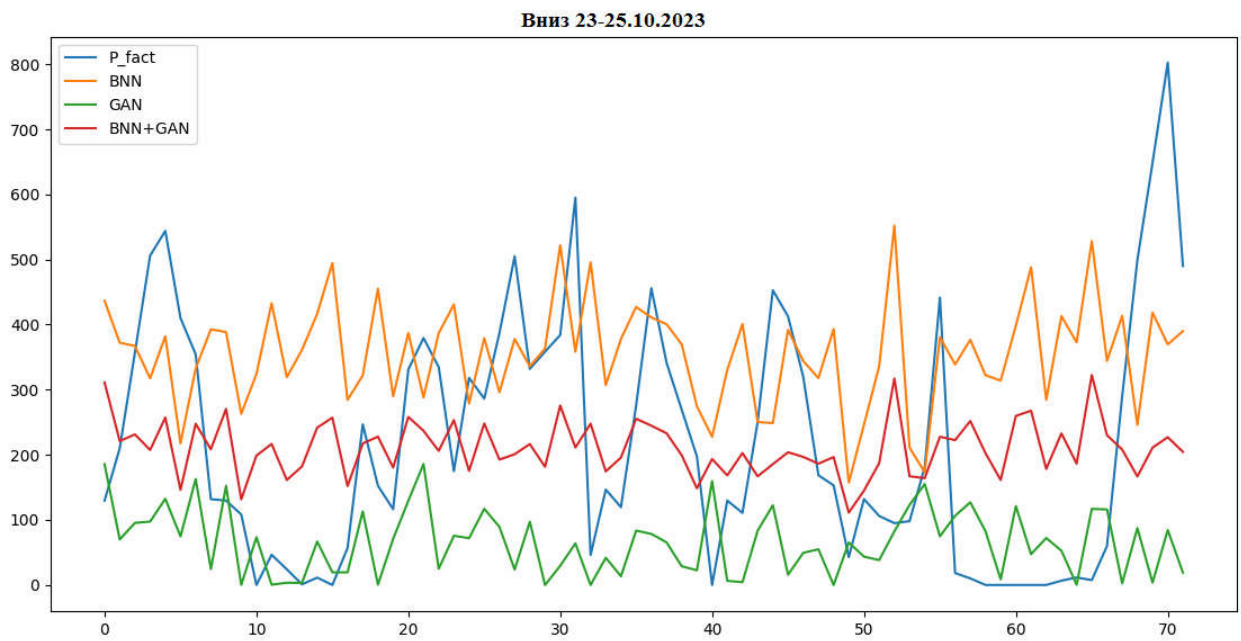


Рис. Г.20 Графіки фактичних і прогнозованих значень вибірки «вниз» 23-25.10.2023

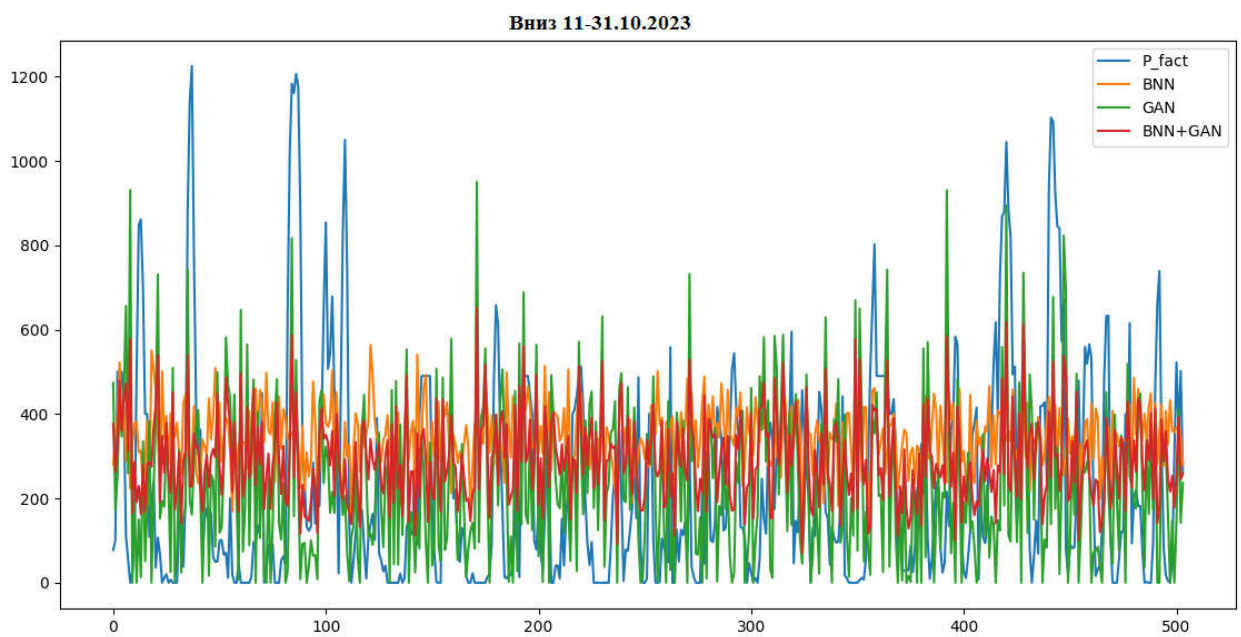


Рис. Г.21 Графіки фактичних і прогнозованих значень вибірки «вниз» 11-31.10.2023

ДОДАТОК Д

Результати роботи розроблених комп'ютерних програм

«Прогнозування добових графіків сумарного електричного навантаження» (fds_oel)

Таблиця Д.1

План експерименту випробування програми «Прогнозування добових графіків сумарного електричного навантаження»

№ дос.	Об'єкт	Обсяг передісторії	t	Тип	MAPE	RMSE	MAE
1	Вінницька енергосистема	20	-	Б	3,7	5,97	-1,57
2			+	Б	4,5	8,8	-1,6
3		60	-	Б	6,09	10,08	-9,1
4			+	Б	4,6	10,3	-4,15
5		186	-	Б	33,64	40,8	-36,4
6			+	Б	35,903	44,275	-30,88
7	Донбаська енергосистема	20	-	Б	4,5	25,6	0,5
8			-	I	4,5	25,6	0,352
9			+	I	4,8	26,25	-1,98
10		60	-	Б	10,299	60,345	52,47
11			-	I	9,6	59,7	46,9
12			+	I	8,114	54,44	24,28
13		186	-	Б	6,221	29,449	11,42
14			-	I	9,7	44,35	20,36
15			+	I	7,84	35,658	15,4
16	ОЕС України	20	-	Б	1,6	385,03	-253,6
17			-	I	1,718	407,1	-259,3
18			+	I	1,948	462,55	-330,9
19		60	-	Б	2,212	583,99	-84,34
20			-	I	0,929	247,34	-179,2
21			+	I	0,9	250,9	-182,4
22		186	-	Б	8,8	1488	-1382
23			-	I	6,596	1161	-1001
24			+	I	6,291	1120,4	-972



Рис. Д.1 Графіки фактичних і прогнозованих значень дослідів а) – 4 та б)

– 16

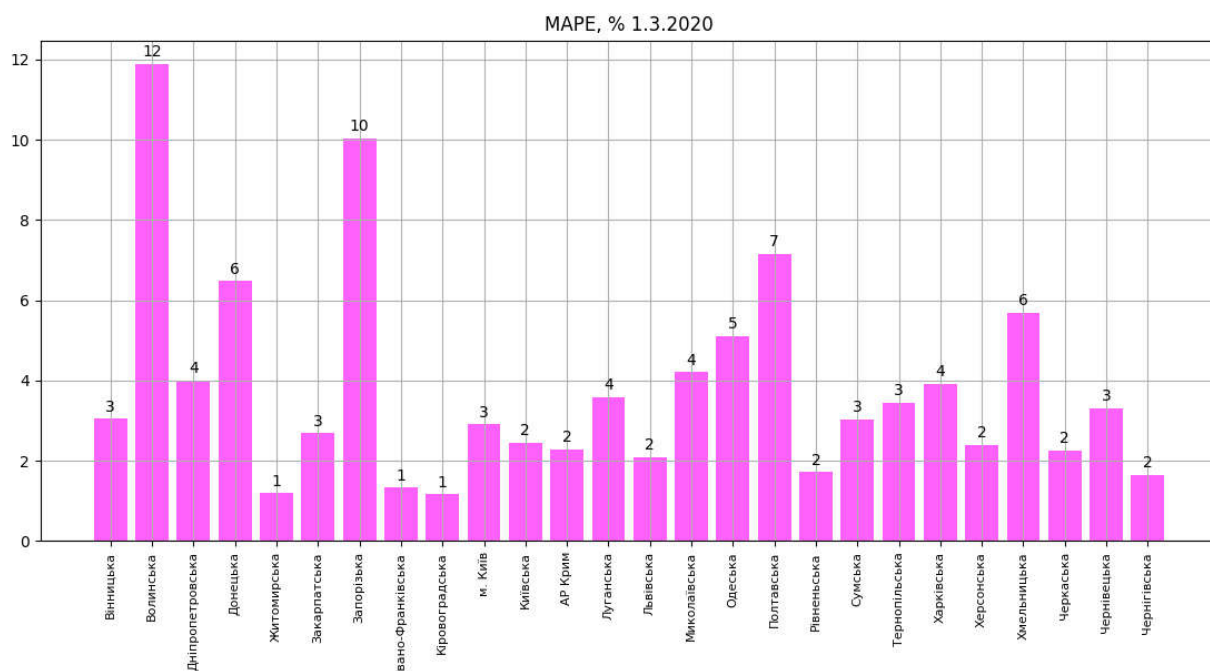


Рис. Д.2 Стовпчаста діаграма MAPE прогнозування дослідів 20 fds_oel

Продовж. дод. Д

**«Прогнозування добових графіків сумарних небалансів
електроенергії» (fds_oie)**

Таблиця Д.2

**Похибки прогнозування позитивних і негативних небалансів
електроенергії за допомогою програми «fds_oie»**

Позитивні небаланси					
№ дос.	Метод	Обсяг передісторії	MAPE	RMSE	MAE
1	Згладжування зі стохастичною добавкою	20	109,5	175,9	-21,7
2	Наївний прогноз із хаотичною добавкою	20	109	177,7	-19,2
3	ARIMA	20	175,2	249,7	-109,6
4	ARIMA	60	149,9	208,8	-87,8
5	SARIMA	60	161,6	295,7	148,9
6	Адитивна декомпозиція	60	98,8	167	17,31
7	Адитивна декомпозиція	1024	127,4	198,7	-50,7
8	GAN	1024	112,6	165,4	-19,9
Негативні небаланси					
№ дос.	Метод	Обсяг передісторії	MAPE	RMSE	MAE
1	Згладжування зі Стохастичною добавкою	20	38,1	177,3	-130,8
2	Наївний прогноз із хаотичною добавкою	20	41,04	190,1	-144,5
3	ARIMA	20	40,1	188,8	-138,5
4	ARIMA	60	42,7	165,6	-114,6
5	SARIMA	60	39,2	179,8	-74,1
6	Адитивна декомпозиція	60	33,73	148,5	-53,2
7	Адитивна декомпозиція	1024	81,1	516,6	-313,8
8	GAN	1024	54,28	528,1	414,4

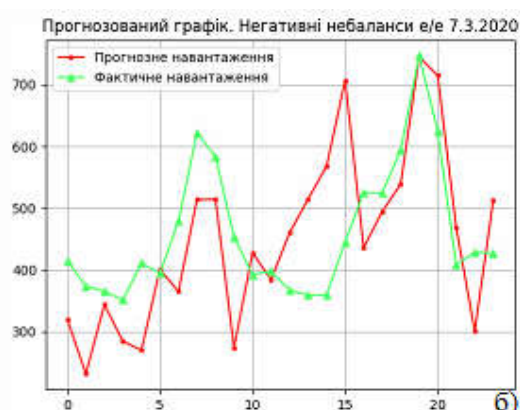


Рис. Д.3 а – Результати досліду 6 для позитивних небалансів; б –
Результати досліду 5 для негативних небалансів

«Модель розрахунку цін та тарифів на електричну енергію (дослідна модель) (IMPM)»

a)	8358.308	=	8036.781	+	321.52686		
	Вартість е/е		Вартість на РДН		Вартість небалансів		
б)	8723.422	=	8723.422	+	321.52686		
	Вартість е/е		Вартість на РДН		Вартість небалансів		
в1)	11241.059	=	1229.0818	+	321.52686	+	9690.45
	Вартість е/е		Вартість на РДН		Вартість небалансів		Вартість на РДН
в2)	8463.77	=	8142.247	+	321.52686		
	Вартість е/е		Вартість на РДН		Вартість небалансів		

Рис. Д.4 Результат розрахунку кінцевого тарифу електроенергії за допомогою ЕМРМ

1.4532337	=	0.15539999	+	0.15511999	+	0.08	+	1.0627137	a)
Кінцевий тариф		Тариф(ОСП)		Тариф (ОСР)		Т(пост)		Складова в частині закупівлі е/е	
1.5440215	=	0.15539999	+	0.15511999	+	0.08	+	1.1091361	б)
Кінцевий тариф		Тариф(ОСП)		Тариф (ОСР)		Т(пост)		Складова в частині закупівлі е/е	К
1.81976	=	0.15539999	+	0.15511999	+	0.08	+	1.42924	в1)
Кінцевий тариф		Тариф(ОСП)		Тариф (ОСР)		Т(пост)		Складова в частині закупівлі е/е	
1.4666426	=	0.15539999	+	0.15511999	+	0.08	+	1.0761226	в2)
Кінцевий тариф		Тариф(ОСП)		Тариф (ОСР)		Т(пост)		Складова в частині закупівлі е/е	

Рис. Д.5 Результат розрахунку вартості електроенергії за допомогою ЕМРМ

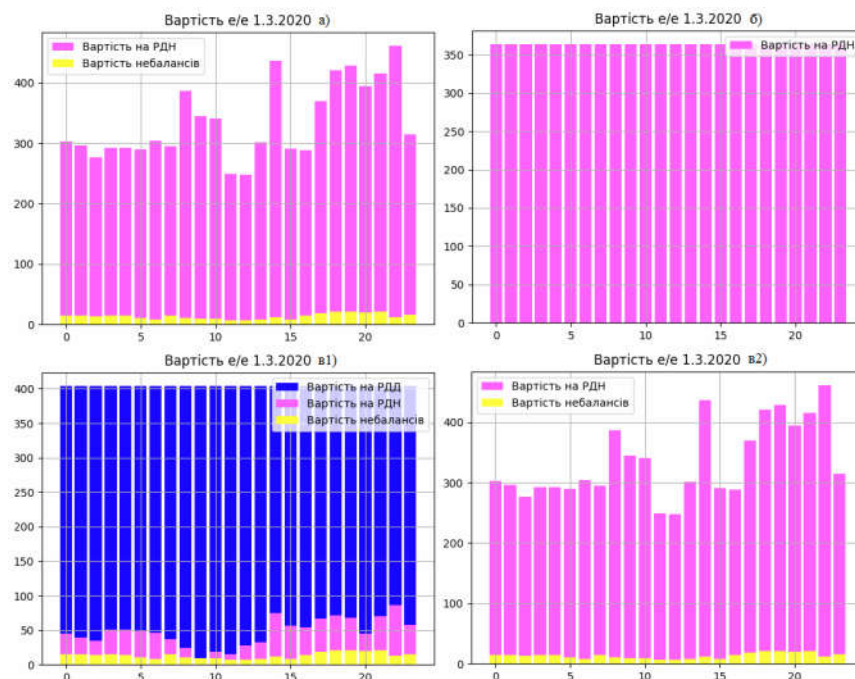


Рис. Д.6 Добові графіки вартості електроенергії, розраховані згідно різних варіантів закупівлі ЕМРМ