

Інститут електродинаміки
Національна академія наук України

Інститут електродинаміки
Національна академія наук України

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

МІРОШНИК ВОЛОДИМИР ОЛЕКСАНДРОВИЧ

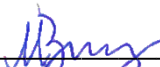
УДК 621.311

ДИСЕРТАЦІЯ
КОРОТКОСТРОКОВЕ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОГО
НАВАНТАЖЕННЯ ЕНЕРГОСИСТЕМ З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНИХ
НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ

05.14.02 – електричні станції, мережі і системи

Подається на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук

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

 В.О. Мірошник

Науковий керівник – Черненко Павло Олексійович доктор технічних наук,
професор

Блінов Ігор Вікторович, доктор технічних наук, с.н.с.

Київ – 2021

АНОТАЦІЯ

Мірошник В.О. Короткострокове прогнозування електричного навантаження енергосистем з використанням штучних нейронних мереж глибокого навчання. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук за спеціальністю 05.14.02 «Електричні станції, мережі і системи». – Інститут електродинаміки НАН України, Київ, 2021.

У дисертаційній роботі розв’язано актуальну науково-технічну задачу короткострокового прогнозування погодинних значень електричного навантаження обласної енергосистеми компанії з суттєвою часткою енергоємних підприємств та електростанцій з відновлюваних джерел енергії (ВДЕ).

Згідно звіту НКРЕКП, на кінець 2020 року частка інтелектуальних лічильників з дистанційним зчитуванням становить 1,8 млн одиниць або 9,9 % від загальної кількості лічильників електричної енергії, що не дає можливості отримувати значення сумарного електричного навантаження напряму з систем АСКОЕ. Тому, для розрахунків на ринку електричної енергії і вирішення технологічних задач, значення сумарного електричного навантаження отримують як алгебраїчну суму потужності генерації всередині енергосистеми та міжсистемних перетоків. СЕН включає все навантаження споживачів та втрати в енергосистемі. Власні потреби станцій не включаються в сумарне електричне навантаження. Власні потреби підстанцій та втрати в мережі враховуються в сумарному електричному навантаженні.

Значне зростання встановленої потужності електростанцій з ВДЕ в ОЕС України та їх стохастичний характер роботи призводить до необхідності врахування їх прогнозних графіків при прогнозуванні навантаження. За 2019-2020 рр. встановлена потужність електростанцій з ВДЕ виросла з 2100 МВт до 7700 МВт, з них більше 6000 МВт це фотоелектричні електростанції (ФЕС). Більша частина ФЕС підключено до розподільних електричних мереж. Крім, того

кількість ФЕС приватних домогосподарств зросла із близько 240 на кінець 2015 року до майже 30 тис. на кінець 2020 року і станом на перший квартал 2021р. їх загальна потужність сягає 779 МВт.

Похибка прогнозів обсягів відпуску електростанцій з ВДЕ, буде спричиняти значний вплив на похибку прогнозів сумарного електричного навантаження і, як наслідок, збільшувати витрати операторів систем розподілу на покриття власних небалансів. На рівні ОЕС України небаланси електростанцій з ВДЕ, які об'єднані в балансуєчу групу ДП «Гарантований покупець» є суттєвим фактором, який впливає на обсяги небалансів та їх ціну для усього оптового ринку електричної енергії. Таким чином, підвищення точності прогнозів обсягів відпуску електричної енергії виробниками з відновлюваних джерел енергії буде мати прямий економічний ефект як на рівні окремих виробників та енергосистем, так і на рівні ОЕС України.

Незважаючи на те, що впродовж 2007-2020 років частка промисловості в структурі електроспоживання ОЕС України знизилася з 49% (77 846 ГВт·год/рік) до 38% (55 594 ГВт·год/рік), вона залишається найбільшою серед інших. В цілому по ОЕС України та особливо в деяких регіонах спостерігається суттєва нерівномірність розподілу навантаження. Найбільші енергоємні підприємства (ЕП) зосереджені в кількох промислових регіонах України, тому у відповідних їм енергосистемах частка електроспоживання енергоємними підприємствами значно вища за середню.

За 2016 р. вісім підприємств Запорізької області спожили 4 573 ГВт·год, або 48% загального електроспоживання ПАТ «Запоріжжяобленерго». За період з 10.2013 по 05.2014 15 підприємств Дніпропетровської області спожили 7 639 ГВт·год електричної енергії, що становить 41% від загального споживання по ПАТ «Дніпрообленерго».

Аналіз режимів роботи підприємств виявив, що їх навантаження слабо залежить від метеорологічних факторів. Навіть із урахуванням ефекту інерційності впливу, коефіцієнт кореляції між температурою повітря і сумою

електричних навантажень енергоємних підприємств Запорізької області не перевищує 0,2.

Підвищення точності та надійності результатів прогнозування вдалось досягти за рахунок декомпозиції сумарного електричного навантаження на умовно метеозалежно та технологічну складову у вигляді навантаження енергоємних підприємств, удосконалення процедури підвищення достовірності даних, врахування зміни структури навантаження протягом року та застосування штучної нейронної мережі глибокого навчання. Відокремлення електричного навантаження енергоємних підприємств дає змогу більш точно моделювати вплив температури на електричне навантаження обласної енергосистеми, що призводить до підвищення точності та надійності результатів короткострокового прогнозування електричного навантаження.

Описано методику підвищення точності короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження обласної енергосистеми шляхом зміни режиму навчання та прогнозування штучної нейронної мережі типу багатошаровий перцептрон залежно від зміни складу електричного навантаження компанії протягом року. Розглянуто два підходи, які враховують різну поведінку електричного навантаження в опалювальний сезон та міжсезоння. При першому підході нейронна мережа включала додатковий вхідний нейрон, який набуває значення 1 – для днів які входять до опалювального сезону, та 0 – для днів міжсезоння. При цьому вказана модель навчалась на річних даних. При другому підході розроблено дві окремі нейронні мережі для роботи протягом різних сезонів року. Оцінка точності та стабільності результатів прогнозування проводилась на реальних даних ПАТ «Київенерго» за 2015 - 2016 рр. Зарезультатами дослідження додавання нейрону, який вказує на сезон року, знизило середньорічну похибку MAPE з 3,93 % до 3,85%, навчання окремих нейронних мереж для різних сезонів знизило середньорічну похибку MAPE з 3,93% до 3,65 %.

Наявність у вибірці вихідної інформації аномальних даних призводить до викривлення математичної моделі впливу на електричне навантаження

зовнішніх факторів. Не зважаючи на те, що викиди другої групи викликані реальною зміною споживання потужності енергооб'єктами, вони є не прогнозованими і не можуть бути враховані в математичних моделях електричного навантаження. Таким чином, достовіризація електричного навантаження енергоємних підприємств та обласної енергосистеми незалежно від типу аномальних значень підвищує однорідність вибірки даних і, як наслідок, точності та стабільності результатів прогнозування.

Запропонована методика дворівневої трьохетапної достовіризації дозволяє ефективно здійснювати процедуру виключення і заміни аномальних даних електричного навантаження енергоємних підприємств і обласної енергосистеми. Особливість даного методу полягає в статистично коректному переході від нестационарного випадкового процесу до випадкової величини з перевіркою погодинних вибірок на відповідність: нормальному, унімодальному або довільному законам розподілу.

Ефективність методу перевірено шляхом порівняння похибок прогнозу електричного навантаження суми 8 енергоємних підприємств та Запорізької обласної енергосистеми на основі очищених та неочищених даних. Прогнозування проведено з горизонтом упередження 24 год за допомогою штучної нейронної мережі типу багатошаровий перспетрон. Характеристики точності моделі досліджувались на місячному інтервалі з 01.03.2014 по 31.03.2014. В цей період спостерігався груповий викид 2-го березня та значний одиночний викид 30-го числа, пов'язаний з переходом підприємств на літній час. Для 3-го березня середня похибка знизилась з 13,08% до 3,22%. Загалом на вказаному інтервалі середня відносна похибка зменшилась з 5,53% до 3,98% при використанні уточненої процедури достовіризації, що передбачає заміну аномальних графіків електричного навантаження. Середня похибка прогнозу сумарного навантаження для 3 березня 2014 знизилась з 8,24% до 2,62% при після достовіризації даних енергоємних підприємств та обласної енергосистеми.

В роботі запропоновано нову архітектуру штучної нейронної мережі глибинного навчання eResNet для короткострокового прогнозування

електричного навантаження енергосистеми. Базовими блоками даної архітектури є шари автокодувального типу з обхідними з'єднаннями. Перший шар блоку зменшує розмірність даних, для виділення найбільш інформативних сигналів, другий шар відновлює розмірність. Кожний шар включає нелінійну функцію SELU. Обхідні з'єднання спрощують розповсюдження градієнту похибки, що дозволяє підвищити ефективність навчання глибоких шарів нейронної мережі. Для навчання та тестування нейронних мереж було використано дані ПАТ «Київенерго» за період з 01.01.2002 по 25.05.2017. Не зважаючи на тривалий період часу та вплив фінансової кризи років 2008 – 2009 рр. та 2014 р. дані є досить рівномірними для того, щоб використовувати для навчання. Похибка MAPE нейронної мережі eResNet становить 3,69%, похибка багатошарового перцептронну становить 3,85%.

Розроблену архітектуру адаптовано для короткострокового прогнозування обсягів відпуску електричної енергії виробниками з ВДЕ. Вдосконаленням є модифікація вихідного шару мережі та процедури навчання, що дає можливість отримувати прогноз найбільш ймовірного значення відпуску та інтервалу в межах якого з ймовірністю 0,8 будуть фактичні значення відпуску. Перевагою такого підходу в порівнянні з більшістю класичних методів побудови прогнозних інтервалів є можливість моделювати несиметричні закони розподілу. Запропонована архітектура штучної нейронної мережі забезпечує більш точні прогнози сумарного відпуску електричної виробниками з поновлювальних джерел енергії. Застосування розробленої нейронної мережі забезпечило зниження середньоквадратичної похибки на 14% порівняно з похибкою виробників.

Ключові слова: короткострокове прогнозування, електричне навантаження, енергосистема, енергоємні підприємства, штучні нейронні мережі.

Список публікацій здобувача

1. Артемчук В. О., Білан Т. Р., Блінов І. В., Декуша О.Л., Запорожець А.О., Іванов Г.А., Іванов О.С., Ковач В.О., Ковтун С.І., Марасін О.В., Мартинюк О.В., Мірошник В.О., Попов О.О., Сімейко К.В., Станиціна В.В., Танкевич С.Є., Щокіна В.А., Яцишин А.В., Яцишин Т.М. Теоретичні та прикладні основи економічного, екологічного та технологічного функціонування об'єктів енергетики. За ред. А. О. Запорожця, Т. Р. Білан. К: 2017. 312 с. (Особистий внесок – сформовано постановку задачі підвищення точності короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження та описано напрямки її розв'язання, описано алгоритм прогнозування за допомогою штучної нейронної мережі).
2. Черненко П. О., Мартинюк О. В., Мірошник В. О. Врахування споживання електроенергії енергоємними підприємствами при короткостроковому прогнозуванні електричного навантаження енергосистеми. *Технічна електродинаміка*. 2014. №5. С. 35–38. (Особистий внесок – розробка та проведення експериментальної частини).
3. Черненко П. О., Мартинюк О. В., Мірошник В. О. Моделювання та короткострокове прогнозування технологічної складової електричного навантаження обласної енергосистеми. *Технічна електродинаміка*. 2016. №4. С. 68–70. (Особистий внесок – розробка алгоритму прогнозування за допомогою штучної нейронної мережі та статистична обробка результатів прогнозування).
4. Черненко П. О., Мартинюк О. В., Мірошник В. О. Багатофакторне моделювання та аналіз електричного навантаження енергосистеми за даними довготривалої передісторії. *Технічна електродинаміка*. 2018. №1. С. 87–93. (Особистий внесок – розробка алгоритму прогнозування за допомогою штучної нейронної мережі та удосконалення алгоритму підвищення достовірності даних).
5. Іванов Г.А., Блінов І.В., Парус Є.В., Мірошник В.О. Складові моделі для аналізу впливу відновлювальних джерел енергії на ринкову вартість електроенергії. *Технічна електродинаміка*. 2020. № 4. С. 72-75. (Особистий внесок – розробка концепції модулю прогнозування обсягів відпуску електричної енергії).

6. 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. (Особистий внесок – розробка методики оцінки вартості технологічних втрат).

7. Черненко П. О., Мартинюк О. В., Мірошник В. О. Особливості короткострокового прогнозування електричного навантаження енергосистеми із суттєвою складовою промислового електроспоживання. *Праці Інституту електродинаміки НАН України*. 2016. №43. С. 24–31. (Особистий внесок – розробка алгоритму прогнозування за допомогою штучної нейронної мережі та статистична обробка результатів прогнозування).

8. Черненко П. О., Мірошник В. О. Підвищення точності короткострокового прогнозування електричного навантаження за допомогою штучної нейронної мережі з врахуванням зміни структури споживання протягом року. *Праці Інституту електродинаміки НАН України*. 2017. №48. С. 5–11. (Особистий внесок – розробка алгоритму врахування зміни структури споживання протягом року).

9. Черненко П. О., Мірошник В. О. Короткострокове прогнозування електричного навантаження електропостачальної компанії з використанням штучної нейронної мережі глибинного навчання. *Праці Інституту електродинаміки НАН України*. 2018. №50. С. 5–11. (Особистий внесок – розробка алгоритму прогнозування за допомогою штучної нейронної мережі та статистична обробка результатів прогнозування).

10. Блінов І. В., Мірошник В. О., Шиманюк П.В. Короткостроковий інтервальний прогноз сумарного відпуску електроенергії виробниками з відновлюваних джерел енергії. *Праці Інституту електродинаміки НАН України*. 2019. №54. С. 5–12. (Особистий внесок – розробка штучної нейронної мережі, вдосконалення процедури навчання).

11. Черненко П. О., Мартинюк О. В., Мірошник В. О. Аналіз ефективності вирішення задачі короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження енергосистеми з використанням ШНМ типу

багатошаровий персептрон. *Оптико-електронні інформаційні-енергетичні технології*. 2013. №1. С. 24–27. (Особистий внесок – розробка алгоритму прогнозування за допомогою штучної нейронної мережі та статистична обробка результатів прогнозування).

12. Черненко П. О., Мартинюк О. В., Мірошник В. О., Заславський А. І. Достовіризація вихідної інформації про електричне навантаження енергоємних підприємств. *Вісник Вінницького політехнічного інституту*. 2015. №2. С. 84–91. (Особистий внесок – розробка алгоритму підвищення достовірності даних за допомогою штучної нейронної мережі).

13. Черненко П. О., Мартинюк О. В., Мірошник В. О. Шляхи підвищення точності короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження ОЕС України. *Оптимальне керування електроустановками: матеріали III міжнародної науково-технічної конференції (м. Вінниця, 14-15 жовтня 2015 р.)*. Вінниця, 2015. С. 97.

14. Черненко П. О., Мартинюк О. В., Мірошник В. О., Заславський А. І. Достовіризація вихідної інформації про електричне навантаження енергоємних підприємств. *Контроль і управління в складних системах: тези доп. XII Міжнародної конференції (Вінниця, 14-16 жовтня 2014 р.)*. Вінниця, 2014. С. 128.

ANNOTATION

Miroshnyk V.O. Short-term forecasting of the electrical load of the power systems using deep learning neural network. – Manuscript.

Thesis for a candidate of sciences degree in the specialty 05.14.02 – power plants, networks and systems. – Institute of Electrodynamics of the National Academy of Sciences of Ukraine, Kyiv, 2021.

The thesis aims to increase the accuracy and reliability of the results of short-term forecasting of the total electrical load of the power system with a significant share of energy-intensive enterprises and renewable energy sources.

Requirements for improving the accuracy and stability of the results of short-term forecasting of daily schedules of the electric load become especially relevant in the market of bilateral agreements and the balancing electricity market. Studies have shown that improving the quality of short-term forecasts can be achieved by increasing the reliability of daily schedules of energy facilities and expanding the number of factors that significantly affect the electrical load of the power system. It is known that a significant share of electricity consumers in Ukraine is attracted by energy-intensive enterprises, whose operating modes significantly affect the form of daily schedules of regional and regional energy systems, especially in the eastern regions of the country.

In this paper the mathematical model of the total electric load of power with a large share of industrial consumption. The advantages of taking into account electricity consumption by energy-intensive enterprises in solving the problem of short-term forecasting of the total electrical load of the power system are shown. Allocation of energy-intensive enterprises to a separate component of electric load allowed to improve mathematical models of the influence of meteorological factors on electric load and to increase the accuracy of results of short-term forecasting of the electric load of power system with a significant share of energy-intensive enterprises. The block diagram and algorithm for solving the problem of short-term load forecasting taking into account the preliminary detection and replacement of anomalous data are presented. The analysis of daily load schedules of energy-intensive enterprises of the

power system is performed, according to the results of which two types of mathematical models for forecasting their load are identified - models using an artificial neural network such as multilayer perceptron and autoregression models of Box-Jenkins. The optimal architecture has been developed, the parameters and vector of initial data of mathematical models for short-term forecasting of the electric load of energy-intensive enterprises have been determined. Based on real data, the accuracy and reliability of the results of forecasting hourly load values of individual enterprises, their total load schedule, as well as the electrical load of enterprises during the morning and evening maximum power consumption in the UES of Ukraine obtained using different models. The advantages and disadvantages of the developed forecast models are determined.

As a result of statistical processing of electric load schedules of energy-intensive enterprises, anomalous values in the form of single and group emissions caused by failures in data collection, transmission, and processing systems or real load change due to emergency power outages or planned power outages of energy-intensive enterprises were revealed. Their presence leads to distortion of the mathematical model of the influence of external factors on the electric load, which causes a decrease in the accuracy and stability of the forecasting results.

The results of the research proposed two-level three-stage process of detection and replacement of anomalous values in these electric load energy enterprises and region power system as a whole, allowing statistically correctly detect both single and group anomalous data and carry out the adjustment burden at energy-intensive industries and power given the cause and their duration. The effectiveness of the proposed method was investigated by comparing the errors of the forecast of the amount of load of eight energy-intensive enterprises of the Zaporizhzhia region based on actual and reconstructed data.

The selection and modeling of graphs of the electric load of energy-intensive enterprises as a separate component of the mathematical model of the electric load of the power system allows increasing the accuracy of modeling the effect of air

temperature, cloudiness, and daylight on the residual, conventional utility component of the load compared to models based on total power system load.

The method of improving the accuracy of short-term forecasting of the total electrical load of the energy supply company by changing the training mode and forecasting an artificial neural network such as a multilayer perceptron depending on the change in the composition of the company's electrical load during the year. Two approaches are considered, which take into account the different behavior of the total electrical load in the heating season and off-season. The SELU (scaled exponential linear unit) function was used as the activation function of the hidden layer neurons. In the first approach, the neural network included an additional input neuron, which becomes 1 - for the days included in the heating season, and 0 - for the off-season. At the same time, this model was studied on annual data. The second approach developed two separate neural networks to work during different seasons of the year. The assessment of the accuracy and stability of the forecasting results was performed on the real data of PJSC "Kyivenergo" for 2015 - 2016.

The paper proposes a new architecture of the artificial neural network of deep learning eResNet for short-term forecasting of the electrical load of the power supply company. The basic blocks of this architecture are layers of autoencoding type with bypass connections. The first layer of the block reduces the dimensionality of the data, to highlight the most informative signals, the second layer restores the dimensionality. Each layer includes a nonlinear SELU function. Bypass connections simplify the propagation of the error gradient, which allows equally effective training of all layers of the neural network. A study of the influence of the size of the training sample on the accuracy of forecasting.

The proposed architecture of the deep artificial neural network adapted and improved for short-term forecasting of the total electricity supply from renewable energy producers. It is shown that with the help of such a neural network, in addition to the point forecast of the most probable value of the holiday, it is possible to predict the 10th and 90th percentiles of the load distribution, which gives the lower and upper limits of the forecast interval. The error function was used for training, which is a

combination of the mean square of the deviations and the quantile regression error for the percentile model. The model was tested based on real data on the total supply of RES producers, published by Energorynok. The quality of the forecast was compared with the forecasts of manufacturers. The minimum average error is achieved by averaging the forecasts of the neural network and manufacturers, the lowest maximum error is provided by the independent forecast of the neural network. The forecast interval provides a probability of hitting the actual values of 0.82 at the expected value of 0.8.

Keywords: short-term forecasting, electrical load, power grid, energy-intensive enterprises, artificial neural networks.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ	16
ВСТУП.....	17
РОЗДІЛ 1 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ КОРОТКОСТРОКОВОГО ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОГО НАВАНТАЖЕННЯ.	24
1.1 Прогнозування навантаження в електроенергетиці	24
1.2 Класифікація видів прогнозування в електроенергетиці.....	27
1.3 Формалізований підхід до розв’язання задачі короткострокового прогнозування СЕН.....	32
1.4 Методи оцінки якості результатів прогнозування.....	37
1.5 Сучасні методи та моделі короткострокового прогнозування СЕН.....	39
1.6 Висновки до розділу 1	45
РОЗДІЛ 2 ФАКТОРИ ЯКІ ВПЛИВАЮТЬ НА ХАРАКТЕР СЕН.....	47
2.1 Характеристики часового ряду сумарного електричного навантаження... ..	47
2.2 Вплив метеорологічних факторів на СЕН.....	51
2.3 Моделювання астрономічної складової електричного навантаження енергосистеми.....	55
2.4 Вплив режимів роботи енергоємних підприємств на СЕН енергосистеми	60
2.5. Врахування зміни структури споживачів протягом року при короткостроковому прогнозуванні електричного навантаження	67
2.6 Висновки до розділу 2	75
РОЗДІЛ 3 ПОПЕРЕДНЯ ПІДГОТОВКА ДАНИХ ТА РОЗРОБКА МОДЕЛІ ДЛЯ КОРОТКОСТРОКОВОГО ПРОГНОЗУВАННЯ СЕН НА БАЗІ БАГАТОШАРОВОГО ПЕРСЕПТРОНУ	77
3.1 Виявлення та заміна аномальних значень	77
3.2 Використання багаторічної передісторії для побудови моделі.....	85
3.3 Короткострокове прогнозування СЕН за допомогою нейронної мережі типу багатошаровий перцептрон	94
3.4 Висновки до розділу 3	99
РОЗДІЛ 4 КОРОТКОСТРОКОВЕ ПРОГНОЗУВАННЯ СЕН ЗА ДОПОМОГОЮ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ	100
4.1 Штучні нейронні мережі глибокого навчання.....	100

4.2 Нейронна мережа глибокого навчання для прогнозування електричного навантаження.....	101
4.3 Порівняння результатів прогнозування з багатошаровим перцептроном	103
4.4 Прогнозування обсягів відпуску окремих станцій з ВДЕ.....	106
4.5 Короткострокове прогнозування сумарних обсягів відпуску електричної енергії з ВДЕ.....	111
4.6 Висновки до розділу 4	126
ВИСНОВКИ.....	127
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	130
ДОДАТОК А Список публікацій здобувача	146
ДОДАТОК Б Документи, що підтверджують практичне значення отриманих результатів роботи.....	150
ДОДАТОК В Значення середньої та максимальної похибок для всіх комбінацій «ансамблів» з наявних моделей для прогнозування.....	160
ДОДАТОК Г Відомості про авторські права	164

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

АММ – адитивна математична модель сумарноо електричного навантаження;

БШП – багатошаровий персептрон;

ЕС – енергосистема;

ЕЕС – електроенергетична система;

ОЕС – об'єднана енергосистема;

ОРЕ – оптовий ринок електроенергії;

СЕН – сумарне електричне навантаження;

ШНМ – штучна нейронна мережа;

ARMA - модель авторегресії-ковзної середньої;

BFGS – алгоритм навчання нейронної мережі на основі методу нелінійної оптимізації Бройдена – Флетчера – Гольдфарба – Шанно;

GRNN - узагальнено-регресійна мережа;

MAPE (Mean Absolute Percentage Error) - середня абсолютна помилка;

RBF - радіально-базисна мережа.

ВСТУП

Обґрунтування вибору теми дослідження. Забезпечення надійності та економічності генерації, розподілу та споживання електричної енергії є головними завданням служб енергосистеми, при будь якій моделі управління. Рішення пов'язані з виконанням цих завдань базуються на прогнозах значення споживання електричної енергії або електричного навантаження. Для завдань планування режимів роботи енергосистеми базовим є короткостроковий прогноз сумарного електричного навантаження (СЕН) з горизонтом упередження від 1 до 7 діб. Сумарне електричне навантаження включає все навантаження споживачів, втрати в мережі та власні потреби підстанцій і розраховується як алгебраїчна сума потужності генерації всередині енергосистеми та міжсистемних перетоків. Власні потреби станцій не включаються в сумарне електричне навантаження.

Нерозривність процесів генерації і споживання та значна обмеженість засобів для накопичення електроенергії в масштабах енергосистеми України призводить до специфічних особливостей електроенергії як товару. Тому особливо актуальною є задача підвищення точності короткострокових прогнозів, оскільки завищена оцінка навантаження призведе до додаткових фінансових витрат, неефективного розподілу первинних енергоносіїв та зменшення ресурсу енергоагрегатів, а його недооцінка може бути пов'язана з значними збитками через зниження надійності електропостачання та необхідність використання дорогих маневрових електростанцій.

В умовах лібералізованого ринку електричної енергії України у його учасників з'явилися прямі економічні стимули для підвищення точності погодинних прогнозів власного навантаження. Для енергорозподільчих компаній прогноз навантаження в їх енергосистемі необхідний для оцінки технологічних втрат. Згідно прийнятого Закону України «Про ринок електричної енергії» та затверджених «Правил ринку» учасники оптового ринку є сторонами, відповідальними за баланс, зокрема і своїх споживачів та зобов'язані нести фінансову відповідальність за небаланси електричної енергії перед оператором системи передачі. Ціна небалансу залежить від маржинальної

ціни на балансуєчому ринку за розрахунковий період та ціни ринку «на добу наперед».

Наявність в добових графіках електричного навантаження енергосистем промислових регіонів суттєвої складової, що не залежить від впливу таких зовнішніх факторів, як температура повітря, хмарність, тип доби, рівень природної освітленості, призводить до зниження точності відповідних математичних моделей СЕН. Дослідження показали, що для підвищення ефективності математичного моделювання зовнішніх факторів на СЕН енергосистеми необхідно виділяти частку навантаження енергоємних підприємств в окрему складову.

З іншого боку в останні роки суттєвим фактором, який впливає на обсяги небалансів та їх ціну [29, 30, 43] є електростанції з відновлюваними джерелами енергії (ВДЕ) [23]. За 2019-2020 рр. встановлена потужність електростанцій з ВДЕ виросла з 2100 МВт до 7700 МВт, з них більше 6000 МВт це фотоелектричні електростанції (ФЕС). Більша частина ФЕС підключено до розподільних електричних мереж. Це зумовлено, з одного боку, технічними особливостями, а з іншого – фінансовими можливостями. Під'єднання фотоелектричних станцій до розподільних мереж призводить до того, що ці мережі набувають властивостей електричної системи зі всіма перевагами і недоліками [123]. Тому необхідним для точного прогнозу сумарного електричного навантаження є врахування та прогнозування обсягів відпуску електричної енергії електростанціями з ВДЕ.

Значний внесок в розвиток теорії короткострокового прогнозування зробили Bunn D., Farmer E. D. Hippert H., Taylor J.W., Galiana F., Gupta P., Weron R., Hong T., Soliman A.S., Гурський С.К., Надтока І.І., Макоклюєв Б.І., Шумілова Г.П., а також українські науковці Черненко П.О., Мартинюк О.В., Данилюк О.В., Ткаченко Р.О., Лежнюк П.Д.

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

Теоретичні дослідження і практичні розробки за темою дисертаційної роботи здійснювалися в процесі виконання планів науково-дослідних робіт

Інституту електродинаміки НАН України: «Розробка методики і програмного комплексу ретроспективного аналізу, статистичної обробки та адаптивного короткострокового прогнозування добових графіків сумарного електричного навантаження енергопостачальних компаній.», шифр “Об’єднання-3” (№ ДР 0116U006639), 2016 – 2018 рр., «Розвиток засобів комп’ютерного моделювання ЕЕС для оперативного та короткострокового прогнозування навантаження та рівня стійкості ОЕС України», шифр «Система-6» (№ ДР 0115U005309), 2016-2020 рр., «Створення науково-технічних основ інтелектуалізації технологічних процесів та засобів вимірювання, керування, моніторингу і діагностування в електроенергетичних та електротехнічних системах», шифр «Інтехен» (№ ДР 0118U005367), 2018-2019 рр.

Мета і завдання дослідження. Метою дисертаційного дослідження є удосконалення методів, розроблення моделей та засобів для підвищення точності та надійності результатів короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження енергосистеми з суттєвою часткою енергоємних підприємств та відновлюваних джерел енергії.

Для досягнення мети необхідно вирішити наступні задачі:

- проаналізувати стратегії підвищення точності та стабільності короткострокових прогнозів;
- дослідити вплив температури навколишнього середовища на сумарне електричне навантаження енергосистеми та енергоємних підприємств;
- вдосконалити метод короткострокового прогнозування електричного навантаження використовуючи дані про режими роботи енергоємних підприємств;
- вдосконалити методи виявлення та заміни аномальних значень в часових рядах електричного навантаження;
- вдосконалити метод врахування річної періодичності при короткостроковому прогнозуванні навантаження;
- розробити модель штучної нейронної мережі глибокого навчання для короткострокового прогнозування електричного навантаження;

- розробити модель штучної нейронної мережі глибокого навчання для короткострокового прогнозування обсягів відпуску електричної енергії електростанціями з відновлюваними джерелами енергії;
- підтвердити адекватність розроблених моделей.

Об'єкт дослідження – сумарне електричне навантаження енергосистеми.

Предмет дослідження – моделі та методи для короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження.

Методи дослідження. Апарат математичної статистики, методи чисельної оптимізації, методи аналізу часових рядів, методи машинного навчання, математичне моделювання, комп'ютерне моделювання як засіб виконання досліджень.

Наукова новизна отриманих результатів.

1. Вперше на основі штучної нейронної мережі глибокого навчання розроблено модель багатofакторного короткострокового прогнозування електричного навантаження енергосистем, використання якої за рахунок блоків автокодувального типу з обхідними з'єднаннями, дозволяє зменшити похибку прогнозів.
2. Отримав подальший розвиток метод короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження енергосистеми зі значною часткою енергоємних виробництв шляхом побудови та використання окремих моделей для навантаження різного типу, що дає змогу уникнути спотворення модельованої залежності навантаження та, як наслідок, знизити похибку прогнозів за рахунок диференціації урахування впливу метеорологічних чинників та фактору різкої зміни режимів роботи енергоємних виробництв.
3. Удосконалено метод виявлення та заміни аномальних значень в даних сумарного електричного навантаження енергосистеми та енергоємних виробництв шляхом застосування дворівневої триетапної процедури коригування добових графіків навантаження та розробленого критерію оцінки спотворення графіка навантаження для визначення доцільності їх заміни, що забезпечило зменшення похибки прогнозів навантаження.

4. На основі розробленої штучної нейронної мережі глибокого навчання удосконалено метод однофакторного короткострокового прогнозування відпуску електричної енергії електростанціями з відновлюваними джерелами енергії, що дозволяє визначати довірчий інтервал фактичного відпуску електричної енергії такими електростанціями з наперед заданою ймовірністю та забезпечує підвищення точності прогнозів.

Практичне значення отриманих результатів полягає у розробленні:

- архітектури штучної нейронної мережі глибокого навчання, яка реалізована у вигляді програми і дозволяє підвищити точність та стабільність короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження;
- рекомендацій щодо врахування графіків споживання електричної енергії великими виробництвами при прогнозуванні СЕН енергосистеми, застосування яких на практиці дозволяє підвищити точність моделювання залежності електричного навантаження від метеорологічних факторів;
- рекомендацій щодо підвищення якості виявлення та заміни аномальних даних в часових рядах електричного навантаження;
- рекомендацій щодо підвищення точності та стабільності короткострокового прогнозування обсягів відпуску електричної енергії електростанціями з ВДЕ з застосуванням розробленої штучної нейронної мережі глибокого навчання.

Результати роботи використано:

- у вигляді аналітичної довідки щодо вдосконалення методів прогнозування сумарного обсягу відпуску виробниками з ВДЕ для Державного підприємства «Енергоринок»;
- у вигляді аналітичної довідки щодо підвищення точності короткострокових прогнозів обсягів відпуску електричної енергії окремими електростанціями з ВДЕ для Державного підприємства «Енергоринок»;

- шляхом розробки рекомендації щодо вдосконалення методики розрахунку похибки прогнозування обсягів відпуску електричної енергії виробниками з ВДЕ для Міністерства енергетики та захисту довкілля України;
- в навчальному процесі під час викладання дисциплін з підготовки магістрів наукового та професійного спрямування за спеціальностями 144 «Теплоенергетика» та 141 «Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка» в Інституті енергозбереження та енергоменеджменту НТУУ «КПІ ім. І. Сікорського».

Особистий внесок здобувача. Наукові положення, що ввійшли до дисертаційної роботи, отримані автором самостійно. У роботах, опублікованих у співавторстві, здобувачеві належать такі результати: [1] – сформовано постановку задачі підвищення точності короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження та описано напрямки її розв’язання, вдосконалено метод виявлення та заміни аномальних значень, описано метод прогнозування за допомогою штучної нейронної мережі; [2, 13] – розробка методу та моделі для короткострокового прогнозування електричного навантаження з врахуванням режимів роботи енергоємних підприємств; [3, 7] – розробка штучної нейронної мережі та методу формування вектору вхідних змінних; [4] – розробка штучних нейронних мереж для прогнозування сумарного навантаження для різних періодів року з використанням багаторічних даних; [5] – розробка концепції модулю прогнозування обсягів відпуску електричної енергії електростанціями з відновлюваними джерелами енергії; [6] – розробка методики оцінки вартості технологічних втрат; [8] – розробка методу врахування зміни структури споживання протягом року; [9] – розробка моделі для прогнозування сумарного навантаження з використанням штучної нейронної мережі глибокого навчання; [10] – розробка моделі для прогнозування обсягів відпуску електричної енергії електростанціями з відновлюваними джерелами енергії з використанням штучної нейронної мережі глибокого навчання; [11] – розробка методу прогнозування сумарного електричного навантаження за

допомогою штучної нейронної мережі; [11, 14] – розробка методу виявлення та заміни аномальних значень в даних за допомогою штучної нейронної мережі.

Апробація результатів дисертації. Основні результати за темою дисертаційної роботи доповідались і обговорювались на міжнародних та всеукраїнських конференціях: «Оптимальне керування електроустановками» (м. Вінниця, 2013 р., 2015 р.), «Проблеми сучасної електротехніки» (м. Київ, 2014 р., 2020 р.) «Контроль та управління в складних системах» (м. Вінниця, 2014 р.).

Обсяг і структура дисертації. Дисертаційна робота викладена на 164 сторінках машинописного тексту, складається зі вступу, 4 розділів, загальних висновків, списку використаних джерел та 4 додатків. Обсяг основного тексту дисертації складає 129 сторінки друкованого тексту. Робота ілюстрована 27 таблицями та 37 рисунками. Список використаних джерел містить 145 найменувань, із них 81 кирилицею та 64 латиницею.

РОЗДІЛ 1

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ КОРОТКОСТРОКОВОГО ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОГО НАВАНТАЖЕННЯ.

1.1 Прогнозування навантаження в електроенергетиці

Результати короткострокового прогнозування (з упередженням від 1 до 7 діб) добових графіків сумарного електричного навантаження (СЕН), або попиту на електричну енергію є основою для планування режиму роботи ОЕС України. В ДП «Енергоринок» вони необхідні для формування графіка покриття, тобто визначення необхідної генеруючої потужності на кожен годину добового графіка. Згідно Закону України "Про ринок електричної енергії [54] у всіх учасників ринку «на добу наперед», внутрішньодобового [47] та балансуєчого ринків [46] підвищується відповідальність за недотримання заявленого добового графіка. До певної міри небаланс може бути зменшений за рахунок підвищення точності прогнозів споживання електричної енергії. Для трейдерів та електропостачальних компаній, які займаються роздрібною торгівлею, підвищення точності прогнозування є особливо актуальним, враховуючи відсутність ефективних засобів керування попитом своїх споживачів чи контрагентів.

Для забезпечення надійності та економічності генерації, передачі [50], розподілу [51] та споживання електричної енергії необхідно точно відслідковувати навантаження споживачів в процесі виробництва електричної енергії. Враховуючи складність енергосистеми, навіть на локальному рівні не кажучи вже про рівень ОЕС, та широкий спектр задач які повинні виконувати різні служби енергосистеми ця задача повинна розв'язуватись в широкому діапазоні часових інтервалів.

В діапазоні секунд, коли коливання навантаження малі та носять випадковий характер, баланс між генерацією та споживанням (яке складається з корисного навантаження та технологічних витрат) забезпечується системою автоматичного регулювання частоти та потужності (АРЧП). В масштабі хвилин,

коли можливі більші коливання потужності, економічність розподілу навантаження між увімкнутими джерелами потужності здійснюється безпосередньо методами диспетчерського керування [26].

В періодах порядку годин та діб, коливання навантаження стають ще більш значними. Для задоволення попиту на електричну енергію та потужність в таких часових проміжках необхідно підключати або відключати цілі агрегати та перерозподіляти енергію між сусідніми системами [12]. Це завдання вирішується за допомогою ряду засобів керування виробництвом енергії, оптимізацією структури генеруючих потужностей в кожний момент часу, з врахуванням витрат на пуск і холостий хід блоків електростанцій та мінімально необхідний відпуск електроенергії.

На протязі періодів часу порядку тижнів, коли коливання навантаження досить значні, економічно обґрунтоване задоволення попиту на електричну енергію [56], при наявних в мережі ресурсах, забезпечується за рахунок розподілу запасів первинних енергоносіїв, а також планування ремонтів. Крім того, щоб гарантувати надійну роботу енергосистеми, в певний проміжок часу в майбутньому, необхідно досліджувати її поведінку, при різноманітних наперед заданих аварійних ситуаціях, засобами автоматичного аналізу режиму мережі [4].

В режимі реального часу верифікація даних телеметричних вимірювань та сигналів, які дозволяють отримати абсолютні значення та фазові кути напруги, проводиться з допомогою методів оцінки стану. За цими значеннями можна розрахувати оцінки миттєвих значень навантаження.

При забезпеченні економічного розподілу навантаження в системі АРЧП передбачені процедури дуже короткострокового прогнозування навантаження з горизонтом упередження порядку секунд та хвилин (оперативне прогнозування [78]). Інформацію про навантаження для оптимізації режимів гідроелектричних станцій, визначення складу працюючих блоків станцій, розподіл навантаження між станціями, що працюють на відновлювальних джерелах енергії, та тепловими станціями, оцінки перетоків енергії надає система короткострокового

прогнозування навантаження [34]. Для розподілу первинних енергоресурсів та планування ремонтів необхідні прогнози навантаження на періоди від тижнів до місяців. Для планування капітального будівництва, введення нових потужностей та стратегічного планування розвитку енергосистеми, необхідні прогнози з упередженням від одного року і більше.

На фоні лібералізації світових та вітчизняних ринків електричної енергії [6, 13, 55] все більшої актуальності набуває розробка та впровадження методів управління попитом різних груп споживачів та енергопостачальних компаній в цілому. Основою для яких є сегментація ринку та прогнозування попиту на електричну енергію (навантаження) [32].

В залежності від прийнятої моделі ринку, вказані завдання можуть розв'язуватись різними способами та на різних рівнях ієрархії управління енергосистемою.

Нерозривність процесів генерації і споживання, системні та мережеві обмеження [7, 12] та значна обмеженість засобів для накопичення електроенергії в масштабах великої енергосистеми призводить до специфічних особливостей електроенергії як товару. Тому в електроенергетиці велика увага повинна приділятися питанням прогнозу попиту (навантаження), оскільки завищена оцінка призведе до заморожування оборотних коштів, неефективного розподілу первинних енергоносіїв та зменшення ресурсу енергоагрегатів, а його недооцінка може бути пов'язане зі значними збитками енергосистеми через зниження надійності електропостачання та необхідність використання дорогих маневрових електростанцій.

Порівнюючи різницю цін на внутрішньодобовому ринку та ринку на добу наперед [105] можна кількісно оцінити фінансові втрати учасників торгів від похибок короткострокового прогнозування свого електричного навантаження. В [102] середньорічні втрати за період 2004 - 2014 рр. для компанії пікова потужність якої становить 1000 МВт оцінюються в \$300 тис. при збільшенні похибки короткострокових прогнозів на 1%.

Для європейських ринків річна вартість похибки прогнозу в 2017 досягала на ОТЕ (Чеська республіка) – €890 тис., EPEXSPOT (Західна Європа) - €340 тис., NordPool (Північна Європа та країни Балтії) - €400 тис.

Подібні оцінки є досить грубими, але вони показують потенціал економічного ефекту від підвищення точності короткострокового прогнозу на 1%.

1.2 Класифікація видів прогнозування в електроенергетиці

В сучасній літературі не існує консенсусу, що до формальної класифікації задач прогнозування попиту на електричну енергію (навантаження). Найбільш розповсюдженим є підхід (табл. 1.1.) при якому виділяються три види прогнозів: короткостроковий (Short term, STLF), середньостроковий (Medium term, MTLF) та довгостроковий (Long term, LTLF) [85].

Таблиця 1.1

Класифікація видів прогнозування 1

Вид прогнозу	Короткостроковий	Середньостроковий	Довгостроковий
Часовий горизонт	¼ - 24 год	1 день – декілька тижнів	Декілька місяців – рік
Прогнозна величина	Графік навантаження	Графік навантаження	Об'єм попиту на є/є
Точність	Точні значення графіку навантаження	Похибка << Потужності	Точні значення є/є
Дискретність даних	¼ - 1 година	1 година	1 година
Ведення режиму	Економічність розподілу	Завантаження агрегатів	Планування резервів
Планування	Завантаження агрегатів	Планування резервів	Розвиток потужностей

Більш детальною є класифікація представлена в роботі Н. Тао [103] в якій автор, аналізуючи потреби учасників ринку електроенергії. Згідно наведеної класифікації автор виділяє чотири види, додаючи оперативне прогнозування (Very Short term, VSTLF) (табл. 1.2.).

Таблиця 1.2

	VSTLF	STLF	MTLF	LTLF
Горизонт прогнозування	до 1 день	до 2 тижнів	до 3 років	до 30 років
Цикл оновлення прогнозів	<= 1 година	1 день	1 місяць	1 рік
Купівля e/e	X	X	X	X
Передача та розподіл (T&D)		X	X	X
Ведення режиму (operations & maintenance)	X	X		
Управління попитом (DSM)	X	X	X	X
Фінансове планування			X	X

Враховуючи особливості ОЕС України в роботі [60] розроблено класифікацію видів прогнозування за трьома параметрами: дискретність отримання інформації, дискретність та глибина прогнозування (табл. 1.3.).

Таблиця 1.3

Класифікація видів прогнозування 3

Вид прогнозу	Дискретність		Горизонт прогнозування
	Отримання	Прогнозування	
Годинний	1 хв.	10 хв.	10–60 хв.
Добовий (оперативний)	10 хв.	1 год.	1–24 год.
Тижневий (короткостроковий)	1 год.	1 доба	1–7 діб
Місячний	1 доба	1 тиждень	1–4 тижнів.
Річний (середньостроковий)	1 тиждень	1 місяць	1–12 місяців
Багаторічний (довгостроковий)	1 місяць	1 рік	1–5 років

Основні факторів які несуть інформацію про характер зміни СЕН можна розділити на наступні групи:

- календарні (година доби, день тижня, номер тижня, місяць року, сезон [66, 74]);

- метеорологічні (температура навколишнього середовища, швидкість та напрям вітру, вологість, хмарність, наявність та тип опадів або природного явища [65]);
- технологічні (навантаження енергоємних підприємств [67], наявність електростанцій з негарантованою генерацією, інформація про режими роботи споживачів регуляторів, технологічні втрати енергії, доступність альтернативних джерел тепла, впровадження нових технологій та інш.);
- астрономічні (зміна часу сходу та заходу сонця протягом року [65]);
- економічні (ефект від диференційованого тарифу, вартість електричної енергії на оптовому та роздрібному ринках [48], ВВП, індекс промислового виробництва, індекси фондових ринків, курс валют тощо);
- демографічні (зростання міського населення тощо).

Не всі групи факторів однаково інформативні при прогнозуванні СЕН та попиту на електричну енергію з різними горизонтами упередження. Для довгострокових прогнозів найбільш важливими будуть економічні та демографічні фактори. Також суттєво впливають на попит на електричну енергію довгострокові метеорологічні тенденції, які можуть бути враховані у вигляді середньомісячної або середньорічної температури та впровадження нових технологій.

Для короткострокового прогнозування графіку навантаження, наприклад енергопостачальної організації, в першу чергу важливими будуть саме метеорологічні та календарні фактори. При наявності в структурі споживачів даної ЕПО великої частки енергоємних підприємств, необхідно враховувати їх режими роботи. Детальний аналіз факторів які впливають на СЕН в короткостроковій перспективі наведено в Розділі 2.

Для ряду практичних задач достатнім є прогноз лише години та значення добових максимумів та мінімумів споживання [84, 94, 97, 108]. Прогнозування сумарного добового споживання в межах тижня також можна віднести до КПЕН.

Незважаючи на те, що будь який з зазначених прогнозів можна отримати з базового прогнозу погодинних навантажень, але врахування особливостей конкретної задачі може суттєво підвищити точність та стабільність прогнозів [91].

Процес прогнозування можна розділити на три етапи (рис 1.1.). Перший це побудова *моделі* яка відображає вплив факторів на прогнозну величину. Другий етап полягає в експлуатації моделі. І третій, це оцінка якості моделі та її коригування при необхідності.

В залежності від форми моделі та припущень які використовуються при її побудові, всі підходи до прогнозування можна розділити на інтуїтивні (спрощені) та формалізовані (аналітично-розрахункові) [39].

При *інтуїтивному* підході, в якості моделі об'єкту виступає уявлення експерта про характер залежності прогнозної величини від зовнішніх факторів. Моделі даного типу в більшій мірі ґрунтуються на якісних, ніж на кількісних даних. Зазвичай прогнози проводяться без застосування складного математичного апарату.

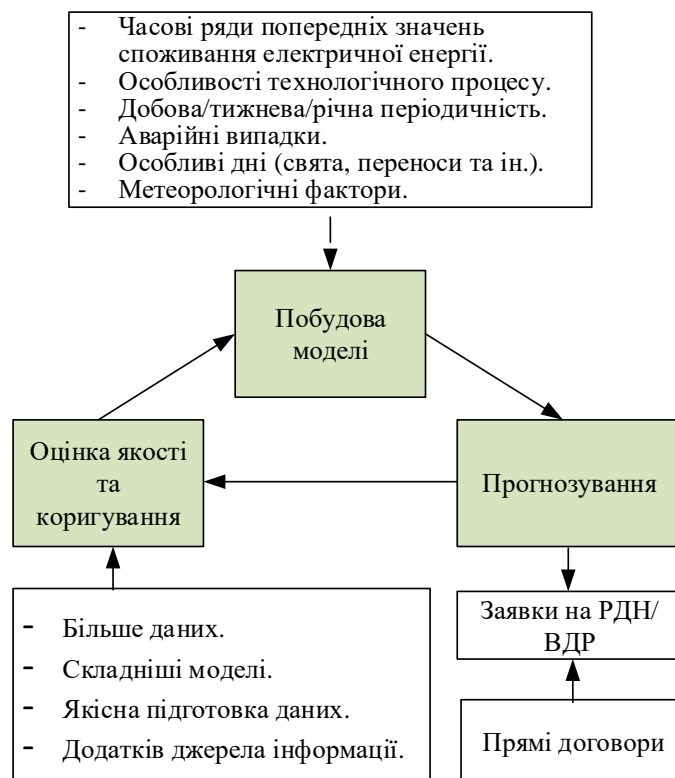


Рис. 1.1 Спрощена схема процедури прогнозування.

Серед інтуїтивних підходів можна виділити дві групи методів прогнозування. По-перше це так звані «наївні» методи прогнозування. В якості прикладу можна привести прогноз завтрашнього споживання в i -ту годину за допомогою значення в i -ту годину сьогоднішньої доби або того ж дня минулого тижня.

Другу групу складають методи на основі експертних оцінок, які ґрунтуються на особистому досвіді експертів. Для зменшення суб'єктивності оцінок використовуються різні методи об'єднання прогнозів.

При *формалізованому* підході моделлю об'єкту виступає математична абстракція, яка може бути представлена у вигляді формули. Процес розробки моделі починається з накопичення кількісних даних про прогнозу величину та фактори, які на неї впливають. Ґрунтуючись на аналізі доступних даних та фізичної природи процесу, експерт висуває припущення або гіпотезу про форму залежності між прогнозуною величиною та факторами (ідентифікація структури моделі). Далі з використанням відповідного математичного апарату оцінюються параметри моделі, які кількісно відображають взаємозв'язок між прогнозуною величиною та ендогенними і екзогенними факторами.

Класифікація за подібним критерієм носить досить умовний характер оскільки навіть найпростіша «наївна» модель може бути представлена у вигляді математичної формули, наприклад

$$\hat{P}_i = P_{i-24}, \quad (1.1)$$

де \hat{P}_i – прогнозне значення в i -ту годину доби в майбутньому; P_{i-24} – фактичне значення навантаження за 24 години до прогнозного часу.

Різні методи об'єднання оцінок експертів також можуть приймати вигляд формалізованих алгоритмів.

При побудові моделей в рамках формалізованого підходу досить часто використовуються евристики, які важко теоретично обґрунтувати. Наприклад, при побудові штучних нейронних мереж кількість прихованих шарів та

прихованих нейронів в шарі визначається емпіричним шляхом за результатами аналізу точності прогнозу.

При наявності кількісної інформації та науково обґрунтованих припущень про форму зв'язку між факторами та прогнозною величиною доцільно використовувати формалізований підхід, оскільки він дозволяє досягти менших значень середньої похибки. Інтуїтивні методи, при достатньому досвіді експерта, дозволяють підвищити якість прогнозів при особливих режимах роботи енергосистеми.

Найчастіше на практиці експерт при побудові моделей і прогнозуванні поєднує обидва підходи.

1.3 Формалізований підхід до розв'язання задачі короткострокового прогнозування СЕН

Основною темою роботи є підвищення точності та стабільності результатів короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження енергопостачальної організації.

Під КПЕН будемо розуміти *прогнозування погодинних (15 хв, 30 хв в залежності від дискретності наявних даних) значень сумарного електричного навантаження (СЕН) певної енергосистеми з горизонтом упередження від 24 до 168 год.* При прогнозуванні навантаження в державні вихідні та перенесені вихідні дні горизонт прогнозування може збільшуватись [2].

Проаналізуємо кожну частину даного визначення більш детально.

Узагальнюючи, *прогноз* – це обґрунтована ймовірнісна оцінка стану об'єкту або значення величини, що характеризує об'єкт або процес, через певний проміжок часу. *Прогнозування* – це процес отримання таких оцінок.

Згідно звіту Національної комісії, що здійснює державне регулювання у сферах енергетики та комунальних послуг (НКРЕКП), на кінець 2020 року частка інтелектуальних лічильників [28] з дистанційним зчитуванням становить 1,8 млн одиниць або 9,9 % від загальної кількості лічильників електричної енергії, що не

дає можливість отримувати значення сумарного електричного навантаження напряму з систем АСКОЕ [49]. Тому, для розрахунків на ринку електричної енергії і вирішення технологічних задач, значення *сумарного електричного навантаження* отримують як алгебраїчну суму потужності генерації всередині енергосистеми та міжсистемних перетоків

$$P_{\Sigma} = P_{\text{ген}} + P_{\text{мп}}, \quad (1.2)$$

де $P_{\text{ген}}$ – сумарна потужність генерації, МВт; $P_{\text{мп}}$ – потужність міжсистемних перетоків, МВт.

Отже, СЕН включає все навантаження споживачів та втрати в енергосистемі. Власні потреби станцій не включаються в сумарне електричне навантаження. Власні потреби підстанцій та втрати в мережі враховуються в сумарному електричному навантаженні.

Значне зростання встановленої потужності електростанцій з ВДЕ в ОЕС України та їх стохастичний характер роботи призводить до необхідності врахування їх прогностичних графіків при прогнозуванні навантаження. За 2019-2020 рр. встановлена потужність електростанцій з ВДЕ зросла з 2100 МВт до 7700 МВт, з них більше 6000 МВт це – фотоелектричні електростанції. Більша частина ФЕС підключено до розподільних електричних мереж. Крім того їх кількість в приватних домогосподарствах зросла із близько 240 на кінець 2015 року до, майже, 30 тис. на кінець 2020 року. Станом на перший квартал 2021р. їх загальна потужність сягає 779 МВт.

Тому похибка прогнозів обсягів відпуску електростанцій з ВДЕ буде спричиняти значний вплив на похибку прогнозів сумарного електричного навантаження і, як наслідок, збільшувати витрати операторів систем розподілу на покриття власних небалансів.

На рівні ОЕС України небаланси електростанцій з ВДЕ, які об'єднані в балансуєчу групу Державного підприємства (ДП) «Гарантований покупець» [45, 52], є суттєвим фактором, який впливає на обсяги небалансів та їх ціну для усього оптового ринку електричної енергії [25].

Під *погодинними значеннями* СЕН будемо розуміти середню потужність за годину, яка характеризує попит на електричну енергію в кожен годину доби, але вимірюється в одиницях потужності і позначається символом \bar{P}

$$\bar{P} = \frac{W}{\tau},$$

де W – енергія спожита за час τ , найчастіше вимірюється в МВт·год; τ – тривалість інтервалу вимірювання (дискретність) в год.

Далі в тексті роботи, для погодинних значень потужності навантаження, використовується символ P .

Споживання електричної енергії, а отже й сумарне електричне навантаження є нестационарним стохастичним процесом, який описується часовим рядом значень СЕН взятих з певною дискретністю $\{P = y_i\}$. Для вичерпного опису характеру СЕН нам необхідно оцінити вигляд та параметри закону розподілу неперервної випадкової [76]

$$p_i = P_\varphi(P = y_i),$$

де p_i – ймовірність реалізації значення y_i величини СЕН; P_φ – невідомий закон розподілу з параметрами φ ; y_i – значення сумарного електричного навантаження P .

Враховуючи те, що на СЕН впливають різні зовнішні фактори, які теж можуть бути випадковими величинами, то нам необхідно оцінити вид та параметри умовного закону розподілу

$$p_i = P_\varphi(P = y_i | X = x_i),$$

де X – багатовимірний випадковий вектор, який відповідає факторам, що впливають на СЕН; x_i – вектор значень X .

В прикладній статистиці елементи вектору x прийнято називати регресорами, а в теорії машинного навчання ознаками (features) в тексті роботи ці визначення будуть використовуватись як синоніми.

При розв'язанні практичних задач в електроенергетиці найчастіше нам необхідно визначити найбільш ймовірне значення СЕН, для цього не потрібно

відновлювати функцію щільності імовірності, а достатньо знати лише функцію умовного математичного сподівання (регресії):

$$\hat{y}_i = E(P|X = x_i) = \mu(x_i, \theta), \quad (1.3)$$

де \hat{y}_i – прогнозне значення СЕН в i -ту годину; $E(P|X = x_i)$ – умовне математичне сподівання; $\mu(x_i, \theta)$ – функція регресії P по X ; θ – параметри функції регресії.

Таким чином, в більшості випадків, задача побудови прогностичної моделі зводиться до оцінки виду функції умовного математичного сподівання та її параметрів на основі обмеженої вибірки даних $\{x_i, y_i\}$:

$$\mu(x_i, \theta) = h(x_i, \theta) + \varepsilon_i^p, \quad (1.4)$$

$$\theta = \hat{\theta} + \varepsilon_i^n, \quad (1.5)$$

Навіть при абсолютно точному відновленні регресії з'являється базова похибка прогнозування $\varepsilon_i^{\hat{p}} = y_i - \hat{y}_i$, яка пов'язана з імовірнісним характером СЕН та факторів, або, що еквівалентно, неповноті наших знань про систему яка породжує y_i .

Для оцінки невідомих параметрів закону розподілу випадкової величини використовують метод максимальної правдоподібності (МП). Суть МП полягає в тому, що в якості оцінок приймаються значення параметрів закону розподілу, які максимізують функцію правдоподібності $\mathcal{L}(\theta|y)$ для наявних значень випадкової величини $y = \{y_i\}$, $i = 1 \dots n$:

$$\hat{\theta} = \arg \max_{\theta \in \Theta} \mathcal{L}(\theta|y), \quad (1.6)$$

де $\hat{\theta}$ – оцінка невідомих параметрів, з областю значень Θ .

Функція $\mathcal{L}(\theta|y)$ може бути виражена у вигляді функції щільності розподілу імовірності при фіксації значень випадкової величини та варіації параметрів. При цьому значення y_i повинні бути незалежними

$$\mathcal{L}(\theta|y) = \prod_{i=1}^n f(y_i|\theta),$$

де $f(y|\theta)$ – функція щільності розподілу імовірності.

Тоді (1.1) можна переписати наступним чином

$$\hat{\theta} = \arg \max_{\theta \in \Theta} \prod_{i=1}^n f(y_i | \theta). \quad (1.7)$$

Для застосування методу максимальної правдоподібності необхідно вказати вид закону розподілу для якого проводиться оцінка параметрів.

Як відомо з теорії інформації серед усіх неперервних розподілів, з однаковим значенням параметру масштабу, саме нормальному розподілу (н.з.р.) $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ з математичним сподіванням μ та дисперсією σ^2 відповідає максимальна ентропія [106]. Іншими словами, використання н.з.р. накладає мінімальну кількість припущень на характер випадкової величини. При відсутності апріорних знань про структуру даних використання н.з.р. дає в середньому найкращий результат.

Щільність н.з.р. задається формулою:

$$f(y_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(y_i - \mu)^2}{2\sigma^2}},$$

де μ, σ^2 – математичне очікування та дисперсія.

Після логарифмування та зміни знаку функції правдоподібності задача (1.7) набуває вигляду:

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta \in \Theta} \sum_{i=1}^n (\log(\sqrt{2\pi\sigma^2}) + \frac{1}{\sigma^2} (y_i - h(x_i, \theta))^2).$$

Оскільки перший доданок не залежить від θ , то ним можна знехтувати при розв'язанні оптимізаційної задачі. Значення σ^2 зазвичай приймається рівним 1 або 2 для спрощення розрахунків градієнту. В результаті приходимо до задачі найменших квадратів:

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta \in \Theta} \sum_{i=1}^n (y_i - h(x_i, \theta))^2$$

Узагальненням методу максимуму правдоподібності є метод

При цьому наша оцінка повинна бути ефективною, в сенсі мінімальної дисперсії залишків $\varepsilon = y - \hat{y}$.

Аналізуючи вирази (1.3-1.5) можна зробити висновок, що є декілька можливих джерел похибки прогнозу:

- 1) гіпотеза про форму функціонального зв'язку $f(\cdot)$ може бути не достатньо точною або навіть помилковою (ε_i^p);
- 2) оцінити параметри θ з абсолютною точністю, на практиці, неможливо (ε_i^n);
- 3) Вектор x може виявитись не повним. На прогнозоване значення СЕН можуть впливати фактори, які поки що не відомі або які на практиці важко врахувати. Крім того, значення які входять до x можуть бути аномальними, що обумовлено похибкою вимірювання або передачі даних та мати ймовірнісну природу, як і навантаження (ε_i^o).

На компенсацію вказаних причин ґрунтуються всі стратегії підвищення якості результатів короткострокового прогнозування електричного навантаження енергопостачальної компанії [70], а саме:

- 1) ускладнення функціональної залежності [82, 139, 144]. Наприклад, залежність між навантаженням та температурою насправді носить досить складний нелінійний характер, що необхідно відображати при побудові моделей;
- 2) вдосконалення методів оцінювання параметрів моделі. Оцінювання параметрів нелінійної функції багатьох параметрів або їх комбінацій сама по собі складна задача з точки зору чисельних методів оптимізації;
- 3) розширення моделі за рахунок додаткової інформації про фактори які впливають на СЕН. Наприклад, встановлення станцій вимірювання освітленості або врахування температури води в теплових мережах містах;
- 4) виявлення та обробка аномальних значень за допомогою додаткових технічних заходів та на основі статистичних методів.

1.4 Методи оцінки якості результатів прогнозування

Найбільш повно якість короткострокових прогнозів характеризується шляхом оцінки точності, стабільності та обґрунтованості [62].

Основою для оцінки вказаних характеристик є розрахунок абсолютних та відносних похибок

$$\Delta_i = P_i - \hat{P}_i, \quad (1.8)$$

$$\delta_i = \frac{\Delta_i}{P_i} \cdot 100,$$

де Δ_i – абсолютна похибка (відхилення) прогнозування, МВт; δ_i – відносна похибка (відхилення) прогнозування, %; P_i – фактичне значення СЕН в i -ту годину, МВт; \hat{P}_i – прогнозне значення СЕН в i -ту годину, МВт; i – номер години в тестовій вибірці.

Під точністю розуміють середнє відхилення прогнозних значень від фактичних і найчастіше оцінюють за показником середньої абсолютної похибки у відсотках (mean absolute percentage error – MAPE)

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|\Delta_i| \cdot 100}{P_i},$$

де n – загальна кількість годин в тестовій вибірці на якій оцінюється точність.

Перевагою даної формули є легкість інтерпретації результатів, але її неможна використовувати у випадках коли фактичні значення дорівнюють 0, що трапляється досить часто при прогнозуванні відпуску електричної енергії станціями, що використовують ВДЕ. Крім того, для MAPE притаманна асиметрія в залежності від знаку абсолютного відхилення. У випадку недопрогнозу ($P_i > \hat{P}_i$) значення MAPE обмежене 100%, у випадку перепрогнозу ($P_i < \hat{P}_i$) значення MAPE необмежено.

Також, на практиці широко використовують показник середньоквадратичної похибки (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\Delta_i)^2}, \quad (1.9)$$

Для оцінки точності прогнозів обсягів генерації з ВДЕ, для легшої інтерпретації результатів та порівняння прогнозів по різним станціям

середньоквадратичну похибку також можна нормувати по встановленій потужності

$$RMSEn = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (W_i - PR_i)^2}}{P_{inst}} \cdot 100. \quad (1.10)$$

На відміну від MAPE, даний показник значно більше штрафус екстремальні значення в відхиленнях прогнозу.

Найбільш повну характеристику стабільності результатів можна отримати за рахунок дослідження емпіричного закону розподілу похибки та визначення його параметрів. На практиці ж частіше використовують наступні показники:

- максимальна похибка (MAX);
- середнє відхилення (E)

$$E = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \Delta_i;$$

- середньоквадратичне відхилення похибки (STDe)

$$STDe = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\Delta_i - E)^2};$$

Обґрунтованість прогнозу можна оцінити відношенням кількості пояснених екстремальних похибок до їх загальної кількості [62]. Під екстремальними можуть розумітися похибки які виходять за довірчий інтервал. На практиці, найчастіше, подібний аналіз проводиться з метою визначення додаткових характеристик та уточнення залежності прогнозової величини з метою їх включення в модель.

1.5 Сучасні методи та моделі короткострокового прогнозування СЕН

У загальному випадку вимоги, що пред'являються до прогнозних моделей можна звести до наступного [21]:

1. мінімальна участь експерта;

2. здатність працювати з зашумленими даними;
3. складність і час реалізації повинні бути зведені до мінімуму;
4. можливість роботи з лінгвістичною інформацією.

На сьогоднішній день існують багато методів короткострокового прогнозування ЕН, що ґрунтуються на методах статистичного аналізу нестационарних часових рядів, регресійних моделях та математичних моделях на основі штучного інтелекту [81, 136, 163].

В [138] використовуються добові дані про попит на електроенергію з 10 європейських країн, як основу емпіричного порівняння одновимірних методів для прогнозування на добу вперед. Примітною особливістю даних часових рядів є наявність як в тижневого та добового сезонних циклів. Методи прогнозування, розглянуті в дослідженні, включають: інтегровану авторегресію та ковзне середнє (ARIMA); періодичну авторегресію (AR); розширену двохсезонну модель експоненційного згладжування Холта-Уінтерса; і метод, заснований на аналізі головних компонент (PCA) щоденних профілів попиту. Всі складні методи показали вищу точність, ніж наївні еталонні методи, найкращий результат показав метод Холта-Уінтерса, друге місце посів метод заснований на PCA.

Результати запропонованого методу внутрішньодобового експоненціального згладжування і періодичної AR моделі були дещо гіршими, навіть у порівнянні з наївними моделями. Втім, продуктивність періодичної AR моделі можна поліпшити з використанням більш тривалого часового ряду. Автор зазначає, що 20 тижнів даних може бути недостатньо, щоб виявити тижневу періодичність як параметр.

В статті [127] розглянуто оцінки моделі прогнозування короткострокових і довгострокових потреб в електроенергії які застосовуються на державному рівні в Сполучених Штатах Америки. Короткостроковий прогноз погодинного навантаження, ґрунтується на погодних та календарних факторах. Довгострокова модель оцінює попит впродовж року, і включає в себе демографічні фактори, ціни і валовий національний продукт в якості незалежних

змінних. Ці моделі об'єднуються, щоб врахувати короткострокові і довгострокові тенденції в споживанні електроенергії при прогнозуванні добових навантажень. Нарешті, автори досліджують вплив короткострокової цінової еластичності на попит.

В роботі використовується метод заснований на рядах Фур'є різної періодичності для того, щоб охопити вплив різних сезонних (періодичних) компонент. Додатково модель включає прогнози значення погодних змінних, замість історичних середніх.

Ряд авторів [5, 39, 65, 79, 104] обґрунтували доцільність використання для завдання короткострокового прогнозування моделі на основі штучних нейронних структур.

При виборі архітектури мережі необхідно враховувати специфіку роботи окремої енергосистеми або енергооб'єднання. В [87] дано перелік розповсюджених методів прогнозування на основі нейронних структур, серед яких можна виділити моделі на основі штучних нейронних мереж та нечітких нейронних мереж (ННМ).

Основні типи архітектур ШНМ для задач прогнозування:

- багатошаровий перцептрон (MLP)[132],
- радіально-базисна мережа (RBF) [85],
- узагальнено-регресійна мережа (GRNN),
- мережа Вольтерра [33],
- мережа Ельман

Ці мережі запропоновані з міркувань, що задача прогнозування є частковим випадком задачі регресійного аналізу.

Результати проведених досліджень показують, що при хороших вхідних даних точність прогнозу за моделями ШНМ і ННМ приблизно однакова. У разі поганих даних, коли графік навантаження не характерний для цього дня, як, наприклад, для середи та неділі (табл. 1.4), точність прогнозу з використанням моделей ННС на багато вища.

Таблиця 1.4

Порівняльна таблиця результатів прогнозування ШНМ та ННМ

День тижня	Модель ШНМ			Модель ННМ		
	Середня похибка (%)	Стандартне відхилення (%)	Похибка при максимальному навантаженні (%)	Середня похибка (%)	Стандартне відхилення (%)	Похибка при максимальному навантаженні (%)
Пон.	1,3	1,58	2,78	1,09	1,41	0,23
Вівт.	1,86	2,27	1,64	1,33	1,69	0,11
Сер.	1,89	2,16	0,2	1,15	1,46	0,08
Чет.	1,77	2,19	4,68	1,66	2,1	4,24
П'ят.	1,61	1,88	0,44	2,12	2,64	1,34
Суб.	1,56	1,91	1,7	1,81	2,17	1,73
Нед.	3,43	4,49	1,3	2,92	3,23	0,52

Висока здатність до узагальнення в нейронних структурах дає змогу робити прогнози за допомогою неопрацьованих даних, але як показано в [17] попереднє опрацювання вхідної інформації дає змогу зменшити похибку прогнозу. Автор виключає з навчальної вибірки дані які різко відрізняються від більшості прикладів, розбиваючи всі вхідні дані на дві групи і використовуючи потім найбільшу.

В дослідженні [92] нейро-нечітка мережа суттєво поступається за точності рекурентній нейронній мережі. За результатами розрахунків точність нейро-нечіткої мережі склала 92,8%, точність рекурентної мережі становила 98,5%.

В [93] наведено приклад реалізації Байєсівського підходу до навчання штучних нейронних мереж. З точки зору функції втрат Байєсівська нейромережа еквівалентна звичайному БШП з регуляризацією параметрів у вигляді L2 норми. Проте такий підхід дозволяє оцінити в процесі навчання параметри α і β (коефіцієнт похибки та коефіцієнт при параметрах в функції втрат при навчанні) використовуючи власні значення матриці Гессе складової похибок. За наведеними в роботі даними, похибка запропонованої мережі склала 0,44%, в той час, як похибка БШП – 2,14%. Враховуючи вартість обчислень цей підхід є доцільним лише при незначній кількості даних.

В [21] зазначається, що для підвищення точності прогнозів необхідним етапом є нормалізації кількісних даних. Там же представлені різні методи нормалізації вхідних даних:

1. Варіант 1: $P_i^H = P_i / (P_{max} + 400)$.
2. Варіант 2: $P_i^H = P_i / (P_{max} + 25)$.
3. Варіант 3: $P_i^H = P_i / (P_{max} + 0,45 P_{min})$.
4. Варіант 4: $P_i^H = \frac{P_i - P_{min}}{P_{max} - P_{min}}$ або $P_i^H = \frac{2 * (P_i - P_{min})}{P_{max} - P_{min}} - 1$.
5. Варіант 5: $P_i^H = \frac{P_i - M(P_i)}{\delta(P_i)}$.

В окремих випадках можуть застосовуватись перетворення Фур'є та вейвлет-перетворення [15].

Приклад кодування календарних факторів представлений в [42]. Тип дня кодується одним нейроном (0 – робочий день, 1- вихідний день), сезон двома нейронами (11 – зима, 01 – весна, 00 – літо, 10 – осінь). Також в [42, ст.124] наведено приклад використання багат шарового персептрону для 24-х годинного прогнозування навантаження в польській енергосистемі, та прогнозування середньодобового навантаження на добу вперед.

Монографія [80] присвячена питанням прогнозування електричних навантажень ЕЕС з використанням апарату штучних нейронних мереж і нечіткої логіки. Коротко викладена теорія нових інформаційних технологій, застосовуваних для побудови нейромережових моделей прогнозування навантажень. Розглянуто два типи моделей оперативного, короткострокового і довгострокового прогнозування навантаження по енергосистемі в цілому, реалізовані на персональних ЕОМ, дано їх порівняльний аналіз по точності прогнозу, а також модель збалансованого прогнозу вузлових навантажень у двох часових діапазонах – добовому і тижневому (згідно наведеної вище класифікації). Наведено результати тестування розроблених нейромережових моделей на графіках навантаження ОДУ Уралу і, в зв'язку з цим, дані рекомендації з використання даних моделей в інших енергосистемах.

В [16] автором представлено метод прогнозування навантаження на основі чотирьох мереж типу багат шаровий персептрон. Таким чином доба розбивається на чотири зони по шість годин і для прогнозування навантаження в певній зоні використовується окрема ШНМ.

Також наведено порівняння точності запропонованої моделі з моделлю на основі рядів Фур'є.

В [18] розроблено модель короткострокового прогнозу електроспоживання на основі нейро-нечітких систем типу Сугено, модифікованого алгоритму відбору входних змінних, алгоритму пошуку оптимального радіуса кластеризації, оптимальних методів попередньої обробки даних, динамічним, яка дозволила зменшити похибку прогнозу на 5% в середньому.

В результаті досліджень різних методів попередньої обробки даних, способів синтезу бази нечітких правил нейро-нечітких систем визначені оптимальні методи попередньої обробки даних для ретроспективних показників електроспоживання Астраханській області, які також дозволили зменшити загальну похибку прогнозу на 0,5% в середньому.

Розроблено модель короткострокового прогнозу електроспоживання з динамічним відбором змінних, що дозволило виключити участь експерта з аналізу впливу незалежних параметрів на електроспоживання.

На основі розробленої моделі спроектована автоматизована система підтримки прийняття рішення при короткострокових прогнозах електроспоживання.

В [37] виконано порівняння наступних методів: регресійний аналіз, нейронні мережі, нечіткі нейронні мережі. Порівняння даних підходів ґрунтувалося на рішенні задачі добового прогнозування величини електричного навантаження (окремо для робочих і вихідних днів). У підсумку виявлено, що метод, заснований на нечіткій нейронній мережі, є найкращим з точки зору точності прогнозування. Середня помилка прогнозування цього методу для робочих днів склала 2,5%, а для вихідних днів - 1,5%. Найбільшою помилкою прогнозування серед порівнюваних методів володіє регресійний аналіз, - 3,5%

для робочих днів і 3,0% для вихідних днів. Для нейронної мережі середня помилка прогнозування склала 2,9% - робочі дні та 2,1% - вихідні дні.

В [3] запропонована архітектура нейро-фаззі ехо-мережі і алгоритм її навчання для вирішення завдань прогнозування та діагностики електроенергетичних систем. Простота і висока швидкість навчання запропонованої мережі забезпечує їй перевагу в порівнянні з традиційними підходами, використовуваними нині для вирішення цих завдань.

Посилання [2-7], [12], [15-18], [21], [25], [26], [28], [32-34], [37], [39], [42], [45-52], [54-56], [60], [62], [65-67], [70], [74], [78-82], [84], [85], [87], [91-94], [97], [102-106], [108], [127], [132], [136], [138], [139], [144] див. список використаних джерел стор. 130 – 145.

1.6 Висновки до розділу 1

Зважаючи на описане вище, можна підтвердити важливість задачі підвищення якості прогнозування електричного навантаження для сталої та надійної роботи ОЕС України. Глобальний розвиток енергетичних систем в цілому та енергосистеми України в бік збільшення генерації від електростанцій з негарантованим графіком, нарощення потужностей систем акумулювання енергії призводить до необхідності подальшого вдосконалення методів та засобів короткострокового прогнозування електричного навантаження.

У результаті опрацювання представлених літературних джерел було виявлено, що незважаючи на значний розвиток математичних методів інтелектуального аналізу даних, їх застосування для розв'язання задачі короткострокового прогнозування електричного навантаження є досить обмеженим. В той же час, підвищення рівня автоматизації енергосистем, втілення ідей концепції Smart Grid на практиці, підвищення кількості просьюмерів вимагає ускладнення інструментів аналізу даних та прогнозування.

Аналіз теоретичної основи задачі прогнозування електричного навантаження дозволив виділити причини виникнення похибок та сформулювати стратегії підвищення якості результатів прогнозування.

Матеріали представлені у розділі дозволили сформулювати завдання дисертаційної роботи.

РОЗДІЛ 2

ФАКТОРИ ЯКІ ВПЛИВАЮТЬ НА ХАРАКТЕР СЕН

2.1 Характеристики часового ряду сумарного електричного навантаження

Для вирішення завдання короткострокового прогнозування застосовуються два підходи:

Задача регресії [126]. Суть її полягає в тому, що будується модель яка виражає залежність електричного навантаження від деяких факторів, які входять в неї у вигляді змінних.

Задача часового ряду [120]. Цей підхід ґрунтується на тому, що в значеннях потужності за попередній час вже неявно враховані всі фактори, що можуть на неї впливати. І на основі цього припущення будується модель яка в якості змінної використовує ретроспективні значення потужності.

Для початку необхідно вказати на особливості поведінки графіку електричного навантаження. На рис. 2.1 зображено добові графіки електричного навантаження для режимних робочих днів.

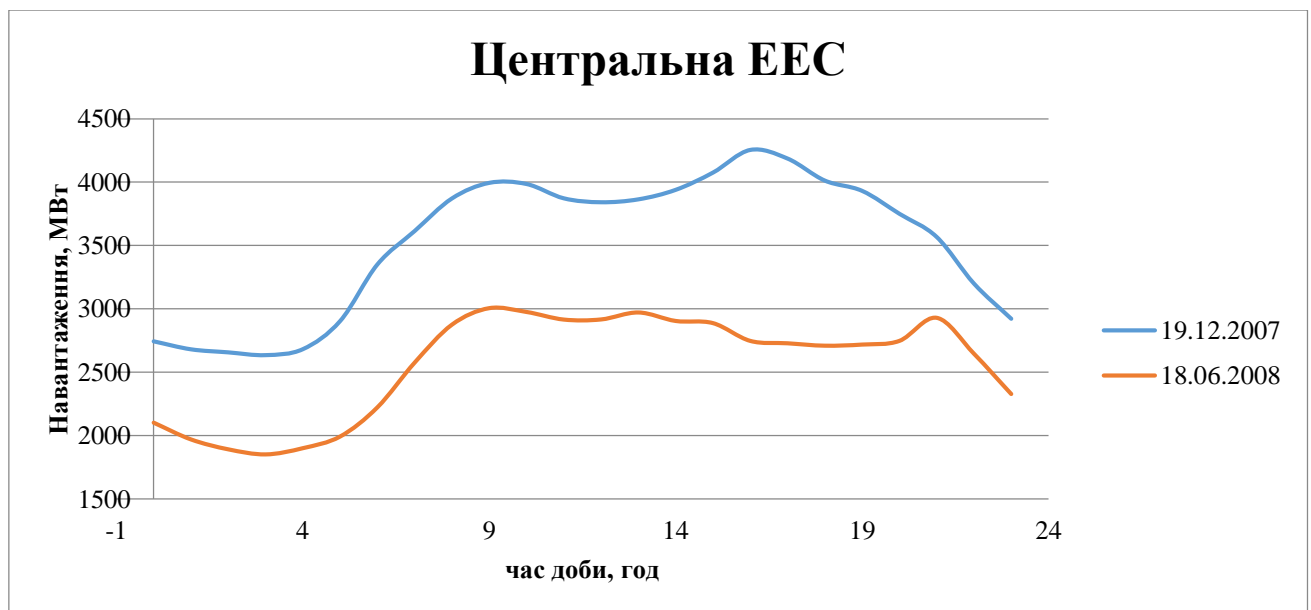


Рис. 2.1 Електричне навантаження Центральної ЕЕС в літній та зимовий режимні дні

Як видно з наведених графіків характер споживання електричної потужності в зимовий та літній періоди значно відрізняється [113].

Можна виділити наступні відмінності:

- по-перше більше навантаження в зимовий період, яке зумовлене необхідністю додаткового обігріву приміщень.
- по-друге зсунутий час вечірнього максимуму, та практично його відсутність в літній період, що обумовлено світловою тривалістю дня.

На основі цього можна сказати, що електричному навантаженню властива сезонність, а також залежність від метеорологічних, та астрономічних факторів.

Тепер розглянемо графік тижневого споживання електричної потужності зображений на рис. 2.2.

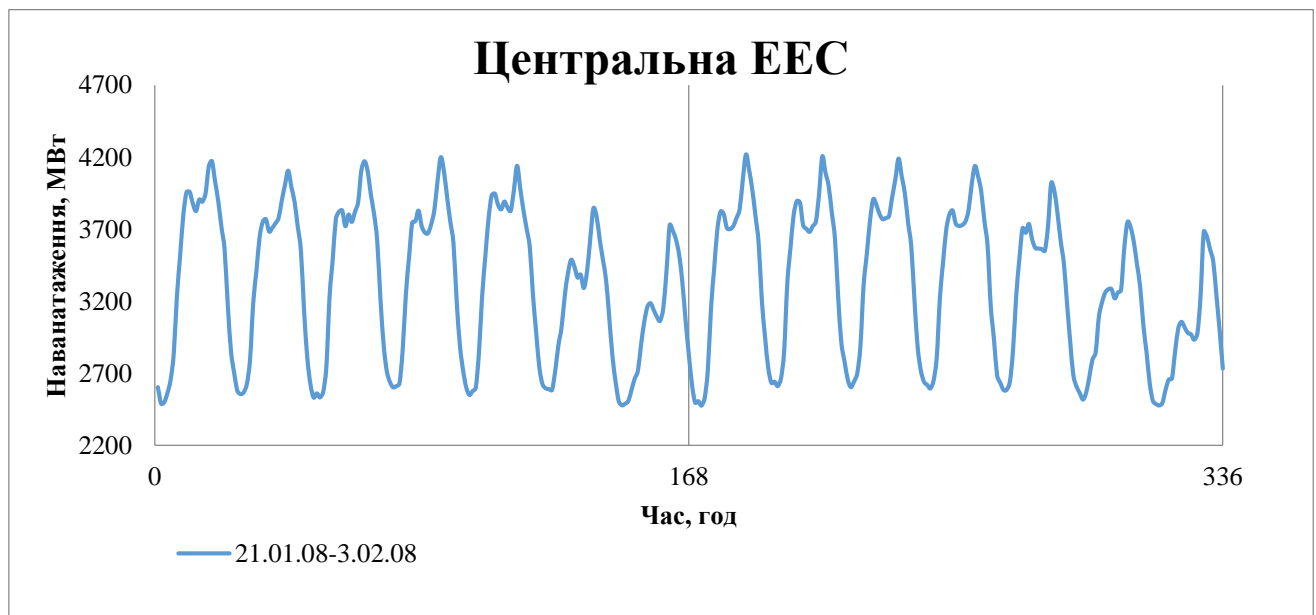


Рис. 2.2 Тижневе споживання електричної потужності

Характер навантаження у вихідні дні різко відрізняється від робочих днів. В загальному випадку можна виділити п'ять груп: понеділок, робочий день (вівторок-четвер), п'ятниця, субота, неділя. Графіку притаманна тижнева циклічність.

Отже, можна вказати на вплив календарних факторів на поведінку СЕН. До них в свою чергу відносяться: номер дня в тижні, а також святкові дні та переноси.

Для оцінки ефективності використання ШНМ типу багатошаровий персептрон, в порівнянні з статистичною моделлю, прогноз проводився для зимового (11.02.08 – 17.02.08) та літнього (4.08.08 – 10.08.08) тижнів.

На основі наявних даних про електричне навантаження було сформовано вектор вхідних даних:

- для врахування тижневої циклічності графіка навантаження введено значення потужності віддалені в часі від точки прогнозу на 168, 169, 170 год.;
- основою для прогнозу є значення потужності віддалені на 24, 25, 26 год (тобто значення потужності наявні в момент здійснення прогнозу);
- для підкреслення локального характеру навантаження використовуються значення віддалені в часі на 48, 49, 50 год назад.

Для побудови моделі використовуються значення для прогнозної години на момент прогнозу, а також вчорашні та милого тижня. Значення за попередні дві години взяті з метою підкреслити поведінку графіка в околі необхідної нам години доби [42].

На основі проведених розрахунків можна зробити наступні висновки:

- 1) При прогнозуванні сумарного електричного навантаження Центральної електроенергетичної системи ОЕС України за робочі та вихідні дні модель АММ переважає за точністю та стабільністю результатів модель на основі ШНМ, як у зимовий так і у літній періоди. Причиною цього є те, що на відміну від ШНМ адитивна математична модель враховує кліматичні, астрономічні та календарні фактори, а також для кожної години дня передбачає побудову окремої моделі. Все це вказує на необхідність включення в модель ШНМ вище згаданих факторів.
- 2) Однакові показники точності прогнозу ШНМ, як для літнього так і зимового періоду вказують на необхідність врахування сезонності графіку навантаження на етапі формування вектору вхідних сигналів мережі. Альтернативою може бути обмеження вибірки навчальних даних за критерієм сезонності.

- 3) Найгіршу точність модель ШНМ дає при прогнозі СЕН на понеділок і вихідні дні (табл. 2.1).

Таблиця 2.1

Похибка прогнозу в різні дні тижня (ШНМ)

День тижня	MAPE, %	
	Зима	Літо
Понеділок	4,65	3,34
Робочий	1,85	1,42
П'ятниця	1,92	1,69
Вихідні	3,9	3,23

За своєю природою ШНМ здатні відтворювати найбільш характерну залежність між вхідними та вихідними даними. Враховуючи те, що в навчальній вибірці більша частина прикладів відноситься саме до робочих днів мережа найкраще навчається прогнозувати поведінку графіку саме в робочі дні. Щоб покращити прогноз на понеділок та вихідні дні необхідно ввести ознаку дня в тижні, або будувати окрему мережу для кожного випадку.

- 4) Також виявлено, що обидві моделі в більшості випадків дають занижений прогноз для зимового сезону і завищений для літнього періоду (табл. 2.2). При цьому модель ШНМ частіше (в середньому на 5%) занижує прогноз.

Таблиця 2.2

Відсоток заниженого прогнозу СЕН

Зима		Літо	
АММ	ШНМ	АММ	ШНМ
0,72	0,67	0,38	0,33

Варто відзначити, що занижений прогноз призводить до необхідності використання дорогих аварійних електростанцій; завищене прогнозування призводить до збільшення витрат на підтримання в робочому стані зайвих резервних потужностей.

2.2 Вплив метеорологічних факторів на СЕН

Такі параметри погоди як температура навколишнього середовища, відносна вологість, швидкість вітру, сонячна радіація, хмарність, наявність опадів спричиняють суттєвий вплив на величину електричного навантаження.

Фізичні параметри елементів електричної мережі напряму залежать від умов навколишнього середовища. Виникнення коронних розрядів призводить до втрат енергії, які при поганих погодних умовах можуть перевищувати навантажувальні втрати в лінії [59]. Так згідно інформації наведеної в [61] втрати потужності на корону в ЛЕП 750 кВ Донбас-Захід за результатами вимірювань при паморозі досягають 1,2 МВт/км.

Суб'єктивні відчуття людиною температури впливають на режими роботи енергосистеми, оскільки призводять до ввімкнення додаткового опалювального та охолоджувального обладнання. Розроблено ряд показників які об'єднують в собі температуру повітря, відносну вологість, швидкість вітру, сонячне випромінювання [101, 114].

Метеорологічні фактори багато в чому визначають сезонні коливання і добову нерівномірність, а також нерегулярні коливання відхилення графіків споживання. Найбільш сильний вплив на споживання спричиняє температура і хмарність [96, 140]. Вплив температури визначається витратою електроенергії на опалення будівель, вентиляцію, охолодження в холодильниках, кондиціонерах. Найбільш чутливі до температури витрати енергії в зимовий, опалювальний сезон, а також суміжні з ним періоди [125, 130]. За існуючими оцінками, близько чверті витратної частини енергетичного балансу йде на опалювальні потреби.

Результати досліджень представлені в [64] дозволили авторам виявити ряд особливостей впливу температури на електричне навантаження енергосистеми. Для помірних широт з яскраво вираженими сезонними коливаннями температури, вплив метеорологічних факторів на СЕН впродовж року є нелінійним і може бути охарактеризований трьома інтервалами температур. Під час умовно зимового сезону зниження температури призводить до включення додаткового опалювального обладнання і, як наслідок, до підвищення

споживання електричної енергії. Широке розповсюдження кондиціонерів призвело до посилення прямої кореляційної залежності між температурою та навантаженням. В періоди зміни сезонів можна виділити зону нечутливості або, іншими словами, інтервал значень температури в межах якого СЕН не залежить від її коливань.

При включенні середньодобової температури в модель навантаження та електроспоживання енергосистеми в літньому сезоні необхідно врахувати ефект насичення, який виникає при температурі вище 28 °С її подальше збільшення не приводить до росту СЕН енергосистеми. При зазначених температурах споживачі вже задіяли всі доступні електричні прилади охолодження. Аналогічно для зимового сезону при значеннях середньодобової температури нижче певного порога (–20°С), її подальше зниження істотно не впливає на електричне навантаження енергосистеми, оскільки в цьому випадку задіяні всі наявні електричні засоби обігріву [64].

Для дослідження впливу метеорологічних факторів на точність короткострокових прогнозів розроблено модель на основі штучної нейронної мережі типу багатошаровий перцептрон. Дослідження проводилось з використанням даних про електричне споживання Центральної енергосистеми за період з 01.01.07 по 31.08.08. Метеорологічні фактори, які використовувались в моделі, сформовано з даних м. Київ, які включають значення температури для 0, 3, 6, 9, 12, 15, 18, 21 год доби та тип погоди у вигляді якісної оцінки (без опадів, дощ, сніг).

Для врахування інерційності впливу температури на електричне навантаження для кожної години дня розраховується «ефективна» температура:

$$T_{ef} = \frac{T_{i-9} + T_{i-12} + T_{i-15} + T_{i-18}}{4}, \quad (2.1)$$

де i – година доби для якої проводиться прогноз; T_{ef} – ефективна температура для прогнозованої години; T_{i-9} , T_{i-12} , T_{i-15} , T_{i-18} – значення температура з лагом 9, 12, 15 та 18 год.

З наявних даних погодинні значення температури навколишнього середовища розраховуються шляхом лінійної інтерполяції розраховуються:

$$T_j = T_{k-3} \cdot \frac{k-j}{3} + T_k \left(1 - \frac{k-j}{3}\right), \quad (2.2)$$

Де T_j - значення температури о j -й годині ($j = 0..23$); T_k - значення температури з архіву температур у моменти часу k (0,3, 6, 9, 12, 15, 18, 21), що наступні за j - ю годиною. Тобто, $k - 3 < j < k$.

Додатково в моделі використовувались відхилення ефективної температури між прогнозною годиною та віддаленою від неї на 24 та 168 год (ΔT_{t-24}^{ef} , ΔT_{t-168}^{ef}).

- 1) Хмарність враховано одним нейроном (Rainfall) який приймає значення від 1 до 3 (1 – без опадів, 2 – дощ, 3 – сніг).

Таблиця 2.3

Середня похибка прогнозу

Показники якості прогнозу	Зима		Літо	
	Без кліматичних факторів	З кліматичними факторами	Без кліматичних факторів	З кліматичними факторами
MAPE	2,29	2,16	2,25	2,04
MAX	9,55	7,4	21,08	14,52
MIN	0,018	0,01	0,024	0,014
σ^{δ}	1,969	1,63	2,34	1,97

При вказаних розширеннях вхідний шар складається з 12 нейронів (P_{t-170} , P_{t-169} , P_{t-168} , P_{t-50} , P_{t-49} , P_{t-48} , P_{t-26} , P_{t-25} , P_{t-24} , ΔT_{t-24}^{ef} , ΔT_{t-168}^{ef} , Rainfall). Розширення вектора вхідних змінних призводить до збільшення кількості нейронів в прихованому шарі. Враховуючи це на першому етапі побудови ШНМ задано діапазон кількості нейронів прихованого шару від 15 до 25 і визначено оптимальну архітектуру - MLP 12-20-1.

Після введення в модель відхилень «ефективної» температури та опадів середня точність прогнозу підвищилась, особливо при прогнозі на літній період (табл. 2.3). Зменшення максимальної похибки та середньоквадратичного

відхилення похибки свідчить про підвищення надійності прогнозу. Незважаючи на вказані зміни модель АММ переважає за точністю та надійністю прогнозу.

Таблиця 2.4

Похибка прогнозу в різні дні тижня (ШНМ)

День тижня	MAPE, %			
	Зима		Літо	
	З кліматичними факторами	Без кліматичних факторів	З кліматичними факторами	Без кліматичних факторів
Понеділок	3,47	4,65	2,17	3,34
Робочий	1,92	1,85	1,55	1,42
П'ятниця	1,93	1,92	1,78	1,69
Вихідні	2,01	3,9	2,82	3,23

Похибки для різних днів представлено в табл. 2.4. Після введення метеорологічних ознак похибка прогнозу зменшилась найбільше для понеділку та вихідних днів.

Для дослідження чутливості мережі до похибки в прогнозі температури, всі значення погодинної температури (на прогнозному тижні) змінювались в діапазоні ± 5 °C з дискретністю 1 °C. Результати дослідження представлені в табл. 2.5 та на рис.2.3.

Таблиця 2.5

	dT, °C	MAPE, %	dMAPE(abs)	dMAPE, %		dT, °C	MAPE, %	dMAPE(abs)	dMAPE, %
Зима	-5	2,915	0,755	25,90	Літо	-5	2,137	0,097	4,54
	-4	2,557	0,397	15,53		-4	1,997	-0,043	-2,15
	-3	2,335	0,175	7,49		-3	1,928	-0,112	-5,81
	-2	2,192	0,032	1,46		-2	1,916	-0,124	-6,47
	-1	2,144	-0,016	-0,75		-1	1,954	-0,086	-4,40
	0	2,16	0	0,00		0	2,04	0	0,00
	1	2,21	0,05	2,26		1	2,17	0,13	5,99
	2	2,289	0,129	5,64		2	2,328	0,288	12,37
	3	2,395	0,235	9,81		3	2,508	0,468	18,66
	4	2,553	0,393	15,39		4	2,721	0,681	25,03
	5	2,762	0,602	21,80		5	2,995	0,955	31,89

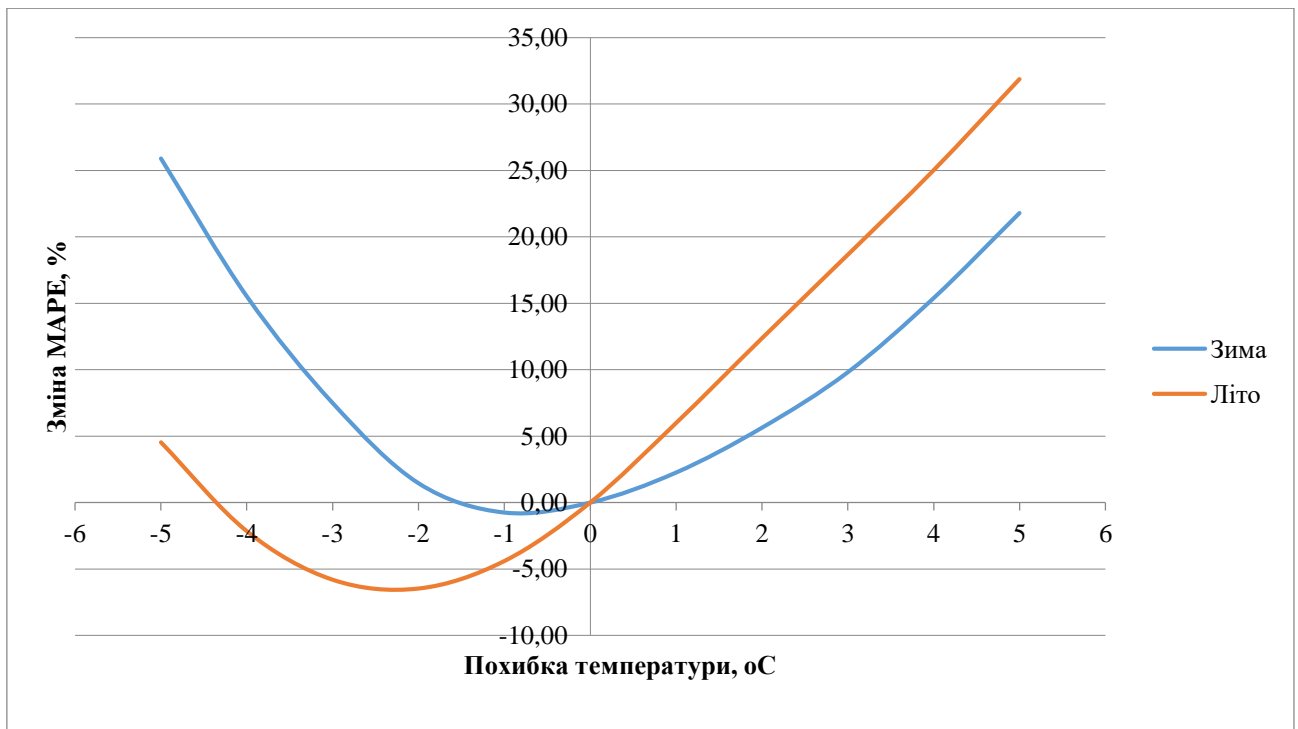


Рис. 2.3 Залежність МАРЕ від похибки прогнозу температури.

Аналізуючи представлені результати можна зробити висновок, що мережа досить чутлива до похибок в прогнозах температури. Значно зсунутий мінімум функції при прогнозі на літній період вказує на неточність в розрахунках «ефективної» температури для літнього сезону. Літом ефект інерційності впливу температури повітря на СЕН менший, ніж зимою. Отже, для літнього періоду необхідно вносити поправку при розрахунку «ефективної» температури.

2.3 Моделювання астрономічної складової електричного навантаження енергосистеми

Суттєва частина електроенергії в Україні витрачається на штучне освітлення. Згідно даних Державної служби статистики близько 15,8% від сумарного споживання енергії домогосподарствами та 73% від сумарного споживання електроенергії витрачалось на освітлення. Інтенсивність використання засобів штучного освітлення залежить від рівня природної освітленості в окремі години доби. В кількісному вигляді для моделювання

впливу освітленості використовується інформація часу сходу/заходу Сонця, світлової тривалості доби [38, 62], хмарність, тип погоди (ясно, дощ, сніг).

Для фіксованої години астрономічна складова досягає максимального значення через 60 хв з моменту заходу Сонця, після увімкнення вуличного освітлення [38]. Найбільший вплив астрономічна складова спричиняє для годин в діапазоні ± 1 год від часу сходу та заходу сонця, поза межами вказаного інтервалу астрономічна складова СЕН перебуває в зоні насичення.

Для побудови астрономічної складової за запропонованим алгоритмом необхідні дані про електричне навантаження, метеорологічні дані (для виключення метеорологічної складової), графік сходу/заходу сонця.

Детально алгоритм моделювання і виділення астрономічної складової електричного навантаження енергосистеми наведено в [38].

Наведемо приклад роботи алгоритму на даних м. Київ в якому суттєва частка електроенергії споживається населенням. Для порівняння впливу астрономічної складової моделювання проведено для 17-ої та 20-ої годин. Для моделювання було використано дані про електричне навантаження м. Київ за 2014-2015 р, значення середньодобової хмарності, річний графік сходу/заходу Сонця, погодинні значення хмарності в балах по 10-ти бальній шкалі. Добові графіки групуються в класи, використовуючи один із відомих методів класифікації, за такими ознаками: світлова тривалість доби (t , години), добове споживання електроенергії (W , МВт), середньодобова температура повітря (T , $^{\circ}C$), рівень хмарності, значення ЕН в екстремальних точках добового графіку (якщо ці періоди не співпадають із годиною j). На основі сформованих архівів відхилень СЕН k -го класу, $\Delta P_{i,j}^k$, та часу, $\Delta T_{i,j}$, для 20-ї години побудована регресійна залежність у вигляді поліному 3-ї степені [2]:

$$\Delta P_{i,j}^k = a_0 + a_1 \Delta T_{i,j} + a_2 \Delta T_{i,j}^2 + a_3 \Delta T_{i,j}^3. \quad (2.5)$$

Розраховані коефіцієнти поліномів апроксимації (2.5) a_0, a_1, a_2, a_3 становлять відповідно: -10,7; -1,45; 0,0021; 0,00006 для 20 години і 11,6; -2,68; 0,0015; 0,0003 для 17-ї. Про високу апроксимаційну здатність підбраного поліному свідчить значення коефіцієнта детермінованості $r_{20}^2 = 0,98$; $r_{17}^2 = 0,94$.

На рис. 2.4 наведено графіки функцій астрономічної складової СЕН м. Київ для 17 і 20 годин, накладених на одну координатну вісь «х».

Наведені графіки побудовані на основі розрахованих коефіцієнтів a_0, a_1, a_2, a_3 формули (2.5) з урахуванням насичення. При досягненні максимальних та мінімальних значень апроксимаційних кривих, їх подальше значення поза межами інтервалу – незмінне.

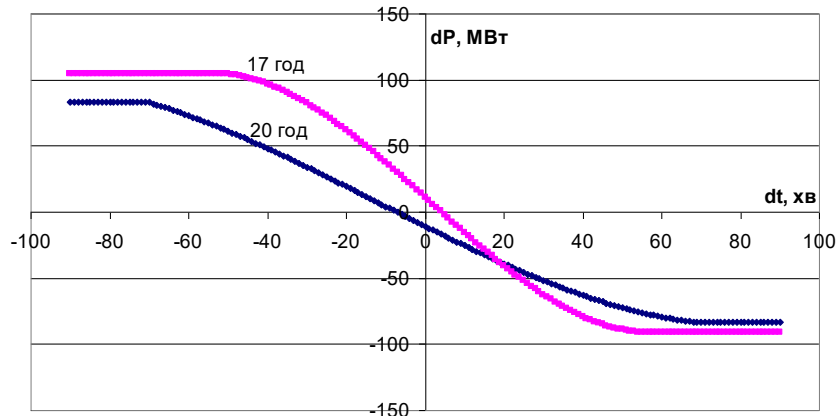


Рис. 2.4 Графіки функцій для виділення астрономічної складової СЕН м. Київ для 17 і 20 годин

Аналізуючи рис. 2.4 можна зробити наступні висновки:

1. Оскільки о 17-й годині додатково до освітлення приватних житлових приміщень додається ще освітлення офісів, однозмінних підприємств, закладів освіти, що працюють в цей час, то вона досягає вищого максимального значення. Максимальне значення астрономічної складової о 17-й годині на 28 МВт (17%) більше, ніж о 20-й.

2. Швидкість зміни астрономічної складової о 20-й годині нища, ніж о 17-й. Максимальна швидкість зміни приросту (що характерно в дні, у яких час заходу Сонця близький до години, яка аналізується) становить 2,68 МВт/хв для 17-ї години проти 1,45 МВт/хв для 20-ї.

3. Астрономічна складова електричного навантаження о 17-й годині змінюється від мінімального до максимального значення у вузькому часовому інтервалі, в порівнянні із 20-ю годиною. Пояснення аналогічне попередньому пункту.

Споживання електричної енергії на потреби штучного освітлення, мінімальне за годину до заходу Сонця, максимально швидко змінюється в момент заходу та досягає максимуму через годину після заходу.

Безпосередньо астрономічна складова СЕН для окремих годин кожної доби на річному інтервалі часу розраховується на основі формули

$$P_{i,j}^{astr} = \phi(\Delta T_{i,j}, \Delta S_{i,j}^k) - \min_{i=1 \dots k_{sum}} (\phi(\Delta T_{i,j}, \Delta S_{i,j}^k)) \quad (2.6)$$

де k_{sum} - загальна кількість добових графіків у класі « k ».

В даному випадку для 20-ї / 17-ї годин $\min_{i=1 \dots k_{sum}} (\phi(\Delta T_{i,j}, \Delta S_{i,j}^k)) = -83 \text{ МВт} / -91 \text{ МВт}$ відповідно. Отримані значення астрономічної складової СЕН м. Київ зазначених годин представлено на рис. 2.5.

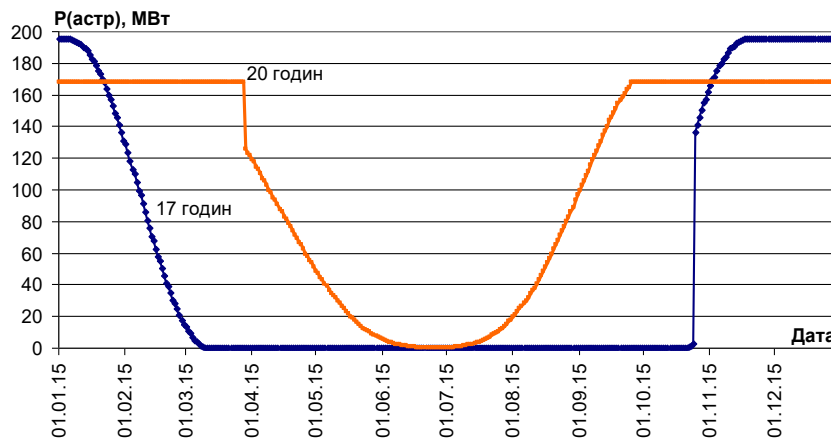


Рис. 2.5 Значення астрономічної складової навантаження м. Київ

Максимальне значення астрономічної складової для 17-ї години становить 195 МВт, в той же час як для 20 год – близько 167 МВт. Це пояснюється розширенням задіяного штучного освітлення. Стрибкоподібні зміни астрономічної складової обумовлені переходом на літній/зимовий час, внаслідок чого різко змінюється рівень використання природного освітлення.

Запропонований метод дає можливість оцінити потенціал енергозбереження внаслідок використання більш енергоефективних засобів освітлення. Також, виділення астрономічної складової в окрему компоненту математичної моделі знижує дисперсію електричного навантаження комунально-побутових споживачів та енергосистеми загалом на широкому діапазоні передісторії і дає можливість підвищити якість моделювання впливу

інших (метеорологічних, календарних) факторів. Що, в свою чергу, сприятиме підвищенню точності і надійності результатів короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження енергосистеми.

На рис. 2.6 наведено приклад фактичного та очищеного від астрономічної складової сумарного електричного навантаження 20-ї год на річному інтервалі для робочих днів.

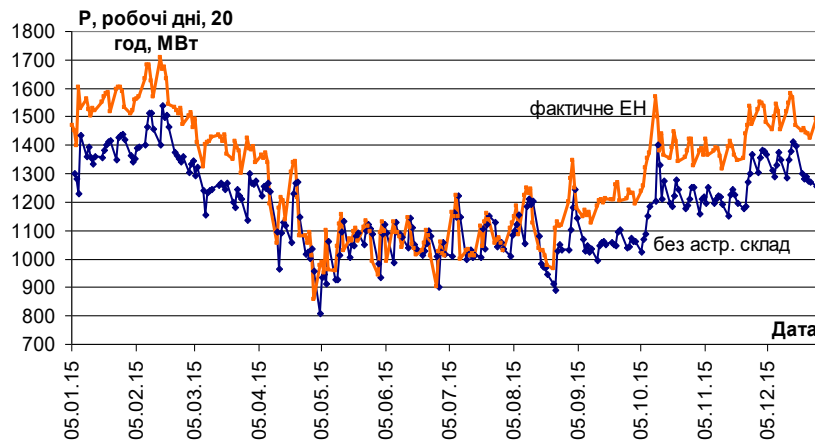


Рис. 2.6 Фактичне та очищене від астрономічної складової СЕН м. Київ о 20-й год для робочих днів

Статистичні характеристики фактичного СЕН за робочі дні о 20-й і 17-й год, $P_{i,j}$, та СЕН, очищеного від астрономічної складової, $P'_{i,j} = P_{i,j} - P_{i,j}^{astr}$, за 2015 рік показано в табл. 2.6.

Таблиця 2.6

Тип даних	макс, МВт	мін., МВт	середнє, МВт.	ср.кв.відхилення, МВт. / %
20 год.				
$P_{i,j}$	1705	856	1292	200,4 / 15,5
$P'_{i,j}$	1537	808	1184	147,3 / 12,5
17 год.				
$P_{i,j}$	1699	848	1328	216,8 / 16,3
$P'_{i,j}$	1608	848	1275	161,3 / 12,6

Виокремлення астрономічно-чутливої складової СЕН дозволяє зменшити стандартне відхилення вихідної вибірки даних м. Київ на 25-27% у відносному вираженні (або на 3% – в абсолютному). Це, в свою чергу, сприятиме

зменшенню похибки короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження окремих годин доби. Характеристики точності прогнозів для 17-ї та 20-ї годин в період з 01.01.2015 по 31.12.2015 представлено в табл. 2.7.

Прогноз проводився за допомогою ШНМ типу БШП. Виділення астрономічної складової та оцінювання параметрів моделі проводилось на даних за період з 01.01.2014 по 31.12.2014.

Таблиця 2.7

Показники якості прогнозу	17-та год.		20-та год.	
	З виділ. астр. скл.	Без виділ. астр. скл.	З виділ. астр. скл.	Без виділ. астр. скл.
MAPE, %	4,54	4,83	3,08	3,7
STDe, %	6,86	7,02	4,75	5,47
E, MBT	-0,8	4,66	-1,44	6,43

З наведених у таблиці значень можна зробити висновок, що для обох годин виділення астрономічної складової призводить до підвищення точності та стабільності результатів прогнозування.

2.4 Вплив режимів роботи енергоємних підприємств на СЕН енергосистеми

Незважаючи на те, що впродовж 2007-2020 років частка промисловості в структурі електроспоживання ОЕС України знизилася з 49% (77 846 ГВт·год/рік) до 38% (55 594 ГВт·год/рік), вона залишається найбільшою серед інших. В цілому по ОЕС України та особливо в деяких регіонах спостерігається суттєва нерівномірність розподілу навантаження (рис. 2.7). Найбільші енергоємні підприємства (ЕП) зосереджені в кількох промислових регіонах України, проте окремі енергоємні підприємства, які можуть суттєво впливати на графік споживання в локальній енергосистемі, зустрічаються практично у всіх областях.

За 2016 р. вісім підприємств Запорізької області спожили 4 573 ГВт·год, або 48% загального електроспоживання ПАТ «Запоріжжяобленерго». За період з 10.2013 по 05.2014 15 підприємств Дніпропетровської області спожили 7 639

ГВт·год електричної енергії, що становить 41% від загального споживання по ПАТ «Дніпрообленерго».

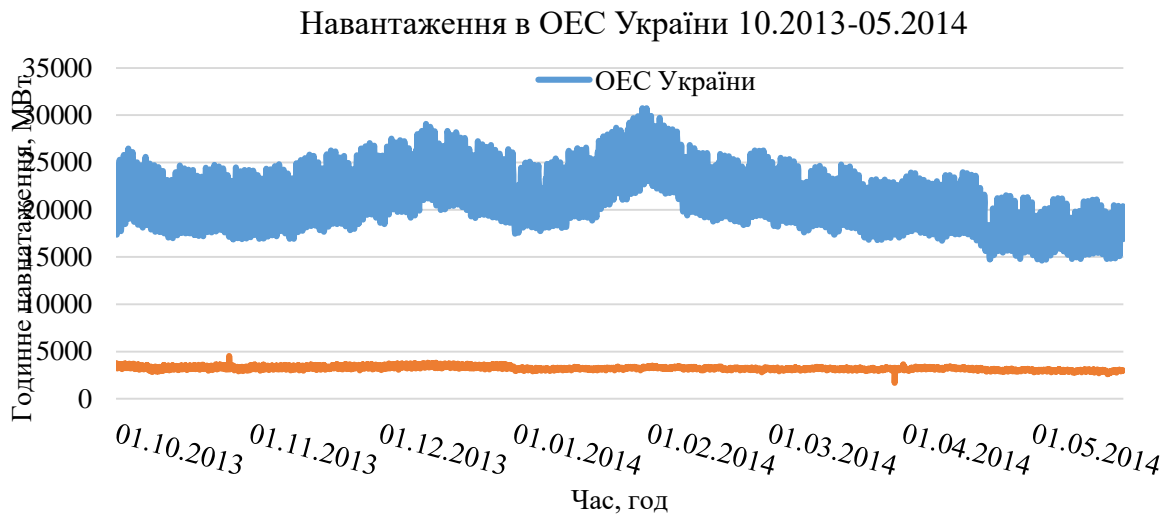


Рис. 2.7 Сумарне годинне навантаження 41 підприємства та ОЕС України з 10.2013 р. по 05.2014 р.

Добові графіки електричного навантаження енергоємних підприємств мають значні відмінності в порівнянні із класичним графіком СЕН енергооб'єднання України [77], в наслідок активного використання можливості переносити споживання в години доби з нижчої ціною. Споживання електроенергії підприємствами знижується в періоди ранкового та вечірнього максимумів добового графіку ОЕС України (8-10 год., 19-21 год. залежно від дати) та зростає в нічний час (рис. 2.8).

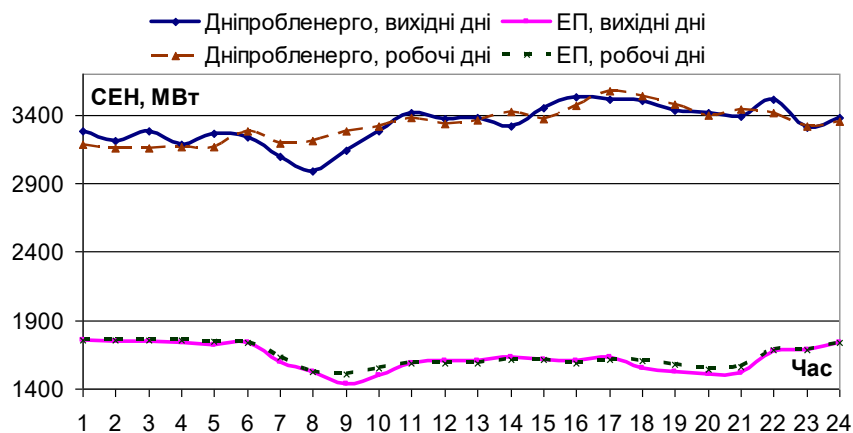


Рис. 2.8 Середньомісячні добові графіки СЕН ПАТ «Дніпрообленерго» та енергоємних підприємств області за вихідні та робочі дні

Більшість енергоємних підприємств працюють неперервно і їх навантаження практично не має тижневої періодичності та не залежить від святкових/нерегулярних днів.

Аналіз режимів роботи підприємств виявив, що їх навантаження слабо залежить від метеорологічних факторів (рис. 2.9, 2.10). Коефіцієнт кореляції між електричним навантаженням 8 енергоємних підприємств Запорізької області та температурою не перевищує 0,2.



Рис. 2.9 Графік кореляційної функції електричного навантаження та

Т

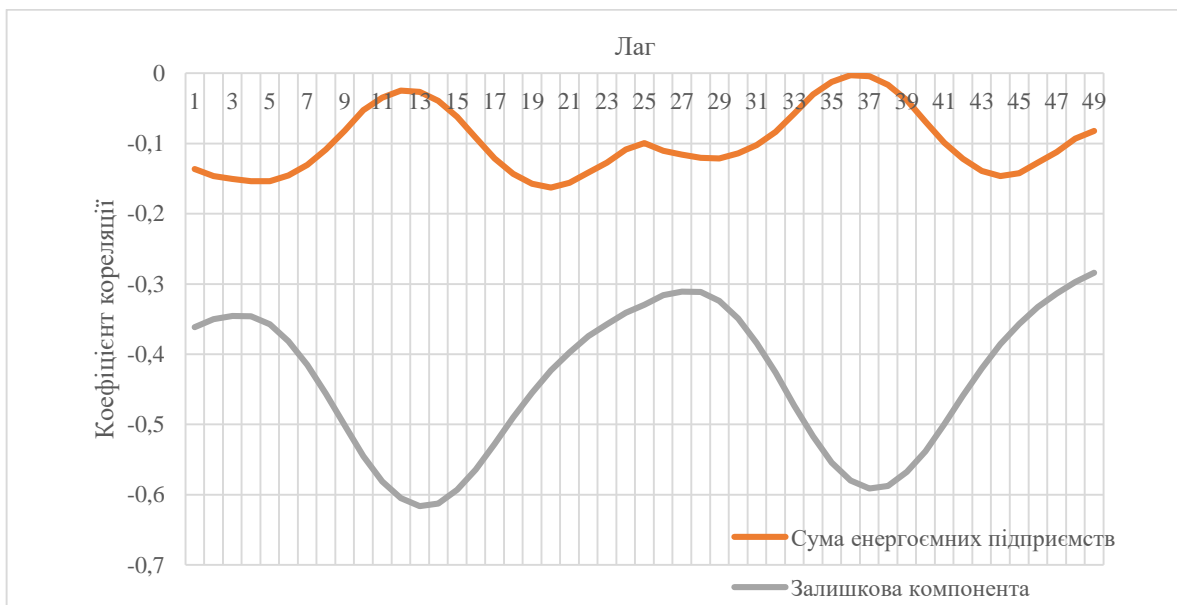


Рис. 2.10 Графік кореляційної функції електричного навантаження та температури навколишнього середовища за період 15.11.2013-15.04.2014

На відміну від населення, споживання електроенергії промисловістю більшою мірою залежить від економічних чинників: кон'юнктури попиту на їх продукцію, доступності та ціна сировини, рівня заповнення складів готової продукції, тощо. Зазначена інформація, як правило, є комерційною таємницею, що ускладнює прогнозування добового графіку електричного навантаження підприємств сторонніми організаціями, наприклад – енергопостачальною компанією.

Таким чином, наявність в добових графіках електричного навантаження енергосистем суттєвої складової, яка не залежить від впливу метеорологічних факторів (рівень природної освітленості, температура повітря, тип доби, хмарність) призводить до зниження точності відповідних математичних моделей СЕН. Дослідження показали [67], що виділення частки навантаження енергоємних підприємств в окрему складову підвищує точність короткострокових прогнозів СЕН енергосистеми, як це показано в математичній моделі [62, 63].

Внаслідок відсутності значимого впливу метеорологічних факторів на електричне навантаження енергоємних підприємств та, зазвичай, недоступності внутрішньої інформації про заплановані режими роботи та планові відключення обладнання, для короткострокового прогнозування їх навантаження використання багатфакторних математичних моделей не доцільно [40, 41]. Найбільш широко розповсюдженою моделлю часових рядів, яка застосовується для прогнозування електричного навантаження є модель сезонної інтегрованої авторегресії та ковзного середнього Бокса-Дженкінса (SARIMA) [95, 141]. До переваг даного класу моделей, в контексті задачі прогнозування навантаження [68], слід віднести:

- врахування максимальної автокореляції навантаження підприємств із різними лагами затримки;
- врахування добової періодичності електричного навантаження;
- можливість уточнення результатів при похибці прогнозування.

Для прикладу, з висористанням даних СЕН ЕП Запорізької області, підібрано оптимальну модель SARIMA виду (1.0.1)(3.0.1) із періодичністю 24, п'ятьма невідомими коефіцієнтами при параметрах навантаження та постійним членом виду

$$P^{техн}_i = a_1 P^{техн}_{i-1} + A_1 P^{техн}_{i-24} + A_2 P^{техн}_{i-48} + A_3 P^{техн}_{i-72} - a_1 A_1 P^{техн}_{i-25} - a_1 A_2 P^{техн}_{i-49} - a_1 A_3 P^{техн}_{i-73} - q_1 \Delta_{i-1} - Q_1 \Delta_{i-24} + q_1 Q_1 \Delta_{i-25} + \Theta \cdot (1 - (a_1 + A_1 + A_2 + A_3 - a_1 A_1 - a_1 A_2 - a_1 A_3)) \quad (2.6)$$

де $P^{техн}_i$ – неперервний погодинний часовий ряд електричного навантаження енергоємних підприємств, i – порядковий номер часового ряду, a_1 - коефіцієнт авторегресії, A_1, A_2, A_3 коефіцієнти «сезонної» авторегресії із періодичністю 24, $\Delta_{i-1}, \Delta_{i-24}$ - похибки прогнозування на відповідних попередніх етапах розрахунку ($\Delta_{i-1} = P^{техн}_{i-1} - P^{техн\ прогн}_{i-1}$), q_1, Q_1 - коефіцієнти моделі, що враховують похибку прогнозування, Θ - константа моделі.

Додатково було розроблено штучну нейронну мережу типу багат шаровий перцептрон. Порівняння моделей проводилась на реальних даних добових графіків електричного навантаження восьми енергоємних підприємств ПАТ «Запоріжжяобленерго», виділених в окрему технологічну складову за 2014 рік [69].

До складу енергоємних підприємств даної області входять Запорізький завод феросплавів, Запорізькі залізорудний, абразивний, титано-магнієвий комбінати, ПАТ «Дніпроспецсталь», Запоріжсталь, ПАТ «Мотор-Січ» та Електродний завод Укрграфіт. На рис. 2.10. наведено усереднені за перше півріччя 2014р. графіки добового навантаження суми енергоємних підприємств та ПАТ «Запоріжжяобленерго» в цілому.

Згідно графіків наведених на рис. 2.11, наявність суттєвої складової енергоємних підприємств значно впливає на форму добового графіку обласної енергосистеми. Можна відзначити зміщення ранкового максимуму СЕН з традиційного періоду 10-11 год на 13-ту годину, а також зниження навантаження вечірнього максимуму.

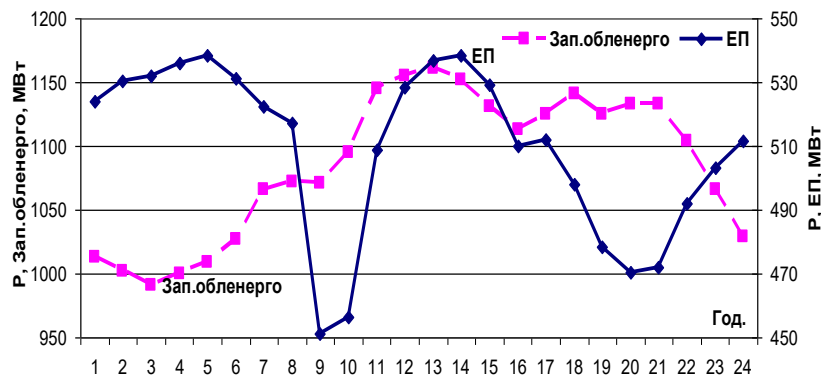


Рис. 2.11 Усреднені за перше півріччя 2014р. графіки добового навантаження суми енергоємних підприємств та ПАТ «Запоріжжяобленерго» в цілому

Оцінювання параметрів моделей проводилось на даних за січень – листопад, тестування проводилося на даних грудня 2014 року. Порівняльні дослідження передбачали:

- прогнозування електричного навантаження суми енергоємних підприємств Запорізької області за допомогою SARIMA та ШНМ з горизонтами упередження 1 та 24 год;
- побудова моделі для кожного енергоємного підприємств окремо за допомогою SARIMA та ШНМ з горизонтом упередження 24 год;
- побудова багатofакторної моделі сумарного навантаження енергоємних підприємств Запорізької області з використанням ШНМ з горизонтом упередження 24 год.

Статистичні характеристики похибок прогнозування, що отримані на місячному інтервалі грудня 2014 року, наведено в табл. 2.8.

Таблиця 2.8

Показник якості прогнозу	SARIMA, 1 год, сума ЕП	ШНМ, 1 год, сума ЕП	SARIMA, 24 год, сума ЕП	ШНМ, 24 год, сума ЕП	SARIMA, 24 год, окремі ЕП	ШНМ, 24 год, окремі ЕП	ШНМ*, 24 год, сума ЕП,
MAPE, МВт·год / %	14,9 / 2,9	15,2 / 2,9	19,8 / 3,8	20,3 / 3,9	34,5 / 6,6	43,4 / 8,4	20,2 / 3,9
MAX, МВт·год / %	76,0 / 14,6	84,1 / 16,2	74,0 / 14,2	125,4 / 24,1	252,9 / 48,6	247 / 47,6	122 / 23,5
STDe, МВт·год / %	19,6 / 3,8	19,6 / 3,8	25,3 / 4,9	26,5 / 5,1	49,4 / 9,5	52,3 / 10,2	26,4 / 5,1
E, МВт	-0,2	-1,3	-0,8	-1,8	-3,9	18,6	-1,65

* модель враховує вплив метеорологічних факторів.

Відповідно до табл. 3, моделі на основі SARIMA та ШНМ мають практичну однакову середню точність прогнозування за MAPE як при оперативному (1 год,) так і короткостроковому (24 год) і упередження. Модель SARIMA забезпечує вищу стабільність результатів, оскільки максимальні похибки прогнозування, а також середньоквадратичні їх відхилення нижчі, ніж при прогнозі ШНМ. Розширення математичної моделі СЕН ЕП за рахунок використання ознак номера години в добі, доби в тижні, температури повітря та світлової тривалості доби не призводить до уточнення результатів прогнозу. Прогнозування суми навантажень енергоємних підприємств призводить до нижчих значень похибки, ніж прогнозування навантаження окремо по кожному з них.

Доцільність урахування споживання електроенергії енергоємними підприємствами для підвищення точності короткострокового прогнозування СЕН енергопостачальної компанії в цілому підтверджена чисельними розрахунками на реальних даних енергосистеми та ЕП.

В [69] були виконано прогнозування СЕН ПАТ «Дніпрообленерго» шляхом виділення, моделювання і прогнозування окремо суми навантажень енергоємних підприємств та різниці між ним та СЕН обленерго (умовно комунально – побутова складова СЕН). Для прогнозування використано штучну нейронну мережі типу багат шаровий персептрон. Оцінювання параметрів моделі проводилось на даних електричного навантаження за період 21.10.13-29.12.13. Відносні похибки прогнозування СЕН ПАТ «Дніпрообленерго» за двома підходами наведені на рис. 2.12 та в табл. 2.9 [67].

Таблиця 2.9

Статистичні характеристики похибок прогнозування.

Показники якості прогнозу	Без урахування ЕН ЕП.	З урахуванням ЕН ЕП,	Відносне зменшення похибки прогноз, %
MAPE, %	1,98	1,82	-7,99
MAX, %	6,95	5,60	-19,47
STDe, %	1,46	1,14	-22,25

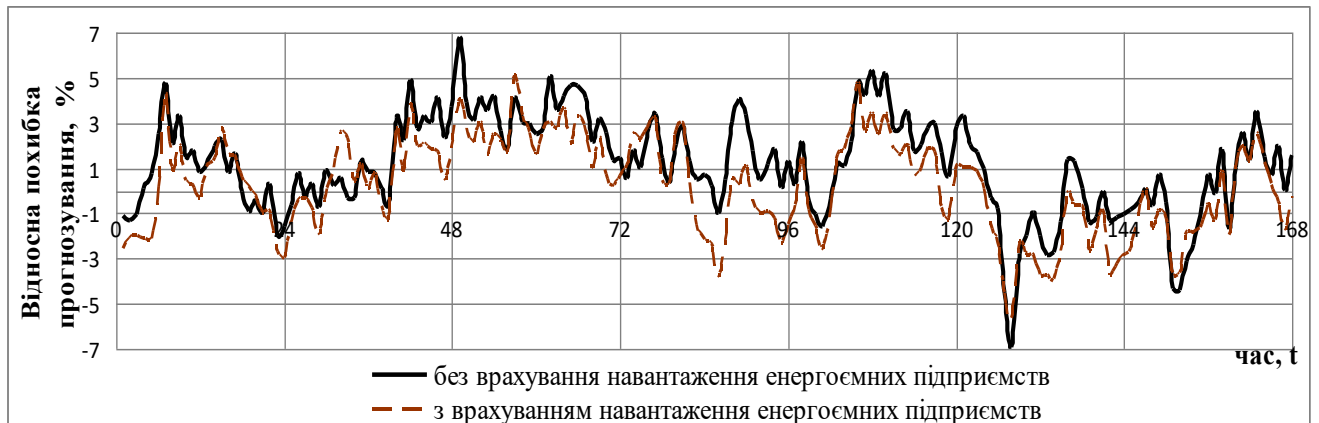


Рис. 2.12 Графік відносних похибок короткострокового прогнозування

Відповідно до наведених результатів, врахування електричного навантаження енергоємних підприємств дозволило зменшити середню похибку прогнозування СЕН ПАТ «Дніпрообленерго» на 8%, і забезпечило зниження екстремальної похибки з 7% до 5,6%. Зменшення середньоквадратичного відхилення похибки прогнозування свідчить про підвищення стабільності результатів прогнозування при такому підході.

2.5. Врахування зміни структури споживачів протягом року при короткостроковому прогнозуванні електричного навантаження

З метою підвищення адекватності моделі СЕН реальним процесам та забезпечення необхідної точності та стабільності прогнозування графіки СЕН представляються у вигляді нестационарних майже періодичних випадкових часових рядів, які змінюються в часі під впливом технологічних, метеорологічних та астрономічних факторів.

Класичними підходами до розв'язання задачі прогнозування є застосування методів, заснованих на аналізі часових рядів та класичній статистичній теорії [22, 100, 137]. Перевагою цих методів є їх простота та можливість досить легко інтерпретувати результати. Головним недоліком цих моделей є те, що при їх побудові досить важко враховувати вплив зовнішніх чинників.

Серед моделей, які можуть ефективно враховувати екзогенні фактори найбільш розповсюдженими є машини опорних векторів (SVR) [88] та штучні нейронні мережі прямого розповсюдження типу багатошаровий перцептрон (MLP) [111]. Головними відмінностями цих моделей є підхід до постановки оптимізаційної задачі та вигляд нелінійної передаточної (активаційної) функції. Тоді, як SVR відображає вхідні дані у простір більшої розмірності, MLP намагається знизити розмірність даних з мінімальними втратами інформації. Це призводить до того, що MLP зазвичай має менше параметрів (вагових коефіцієнтів), а значить процедури навчання та прогнозування потребують менших ресурсів. Крім того, гнучкість у виборі активаційних функцій та кількості прихованих шарів MLP дає змогу будувати модульні нейронні мережі складної архітектури, які б могли відображати апріорну інформацію та навчатися як єдине ціле, а також рекурентні нейронні мережі зі зворотними зв'язками [44].

Зміна складу навантаження протягом року призводить до зміни залежності СЕН від метеорологічних та астрономічних факторів. Влітку спостерігається пряма кореляційна залежність між навантаженням та температурою, а зимою - зворотна кореляційна залежність. У зоні комфортних для людини температур від 16 до 21 °С температура практично не впливає на навантаження. Крім того, взимку сильно проявляється ефект насичення, який пов'язаний з тим, що при зниженні температури нижче певного значення навантаження не підвищується, оскільки все додаткове навантаження вже ввімкнуто.

У початковому наближенні рік можна розділити на опалювальний сезон та міжсезоння. На рис. 2.13 (2014 – 2015 рр.) та рис. 2.14 (2015 – 2016 рр.) зображені графіки реальних значень сумарного електричного навантаження ПАТ «Київенерго»; «ящик з вусами», границі якого відповідають першому та третьому квантилям розподілу, а лінія між ними відображає медіану; емпіричний розподіл даних для опалювального сезону (а) та міжсезоння (б). Оскільки серед споживачів ПАТ «Київенерго» відсутні великі енергоємні підприємства, технологічна складова при прогнозуванні не враховувалась.

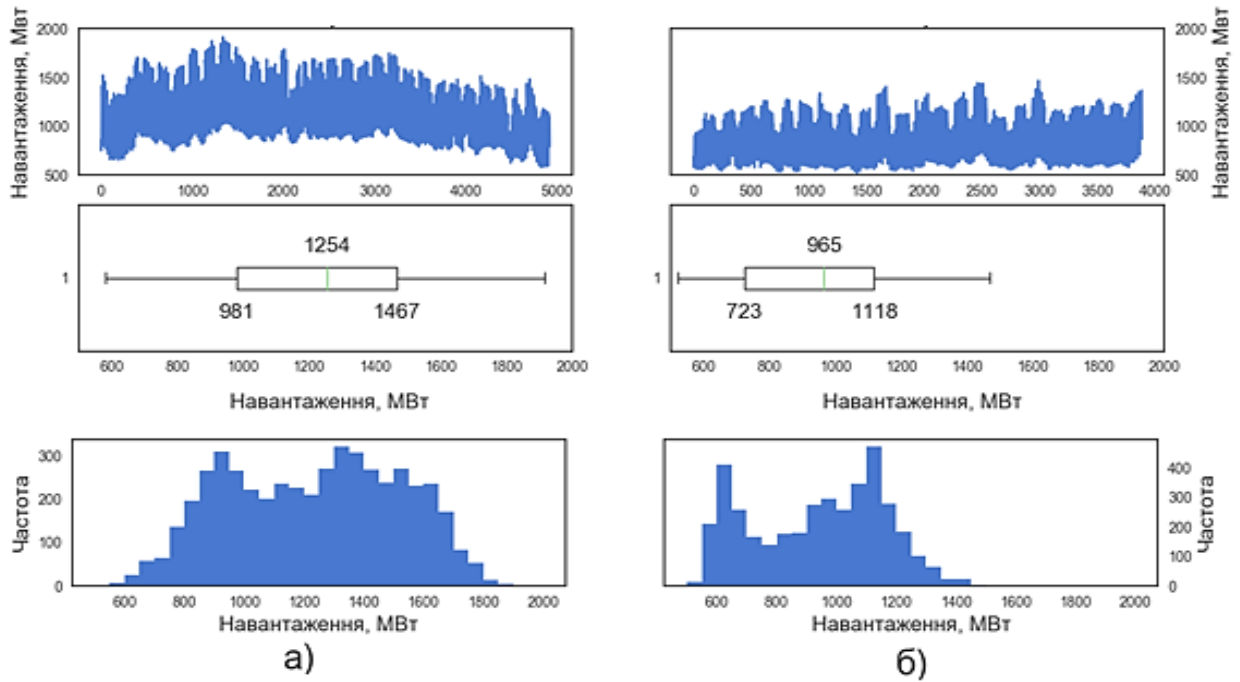


Рис. 2.13

Аналізуючи гістограми, можна зробити висновок, що розподіли значень СЕН для опалювального сезону 2014 - 2015 рр. більш подібні до розподілу даних опалювального сезону 2015 – 2016 рр., ніж до розподілу міжсезоння 2015 р. Те ж саме спостерігається для даних міжсезоння 2015 та 2016 рр.

Для прогнозування використовувалась штучна нейронна мережа типу багатошаровий перцептрон.

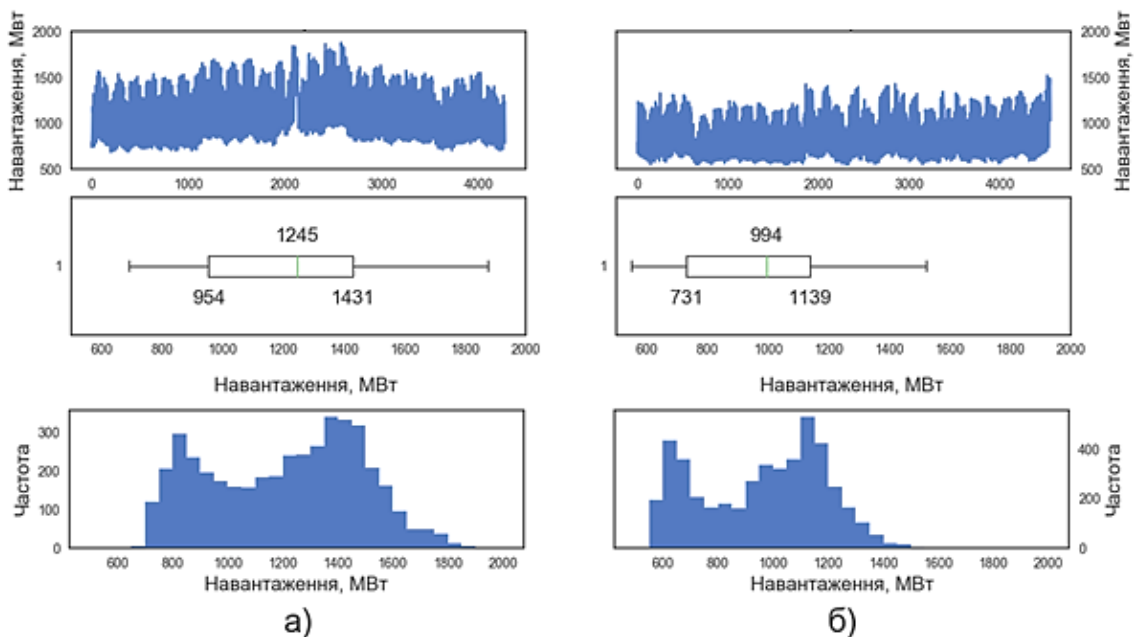


Рис. 2.14

Відбір вхідних змінних та масштабування даних проводяться на навчальній вибірці за такою процедурою:

1. На основі аналізу автокореляційної функції (рис. 3а) навантаження відбираються десять значень лага відносно прогнозної години $L_P = \{l_1, l_2, \dots, l_{10} | 24 \leq l \leq 168\}$, в яких модуль кореляції найбільший. На вхід нейронної мережі подаються значення навантаження з відповідним лагом $P^L = \{P_{i-l} | l \in L\}$.

2. На основі аналізу перехресної кореляційної функції між температурою та навантаженням (рис. 3б) відбираються десять значень лага відносно прогнозної години $L_C = \{l_1, l_2, \dots, l_{10} | 0 \leq l \leq 48\}$, для яких модуль кореляції найбільший. На вхід нейронної мережі подаються значення температури з відповідним лагом $T^L = \{T_{i-l} | l \in L\}$.

3. Два вхідних нейрони відповідають за день тижня D (від 1 до 7) та за годину доби H (від 1 до 24).

4. Після цього всі вхідні дані та бажаний результат нормалізуються за формулою

$$\acute{x}_j = \frac{x_j - \mu_j}{\sigma_j}$$

де μ – середнє значення; σ – стандартне відхилення; m – кількість вхідних нейронів; $j \in \mathbb{R}^{m+1}$.

Після попередньої обробки даних навчальні вибірки мають наступну структуру

$$\begin{pmatrix} P'_{169} & \acute{P}^L & \acute{T}^L & D'_{169} & H'_{169} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \acute{P}_i & \acute{P}^L & \acute{T}^L & \acute{D}_i & \acute{H}_i \end{pmatrix},$$

де \acute{P}_i – нормалізовані фактичні значення навантаження в прогнозну годину $i = 1 \dots n$, n – кількість прикладів у навчальній вибірці.

Таким чином, нейронна мережа апроксимує залежність виду

$$\acute{P}_i = f(\acute{P}^L, \acute{T}^L, \acute{D}_i, \acute{H}_i, W_1, b_1, W_2, b_2)$$

де W_1, W_2 – матриці вагових коефіцієнтів відповідно першого та другого шарів $W \in \mathbb{R}^{h \times k}$, k – кількість нейронів у шарі перед W , h – кількість нейронів у шарі після W , b_1, b_2 – вектори порогів відповідних шарів прихованих нейронів. W, b – підбираються у процесі навчання. Вектор-рядок вхідних змінних $\acute{x}_i = \acute{p}^L, \acute{t}^L, \acute{d}_i, \acute{h}_i$.

Як нелінійну функцію активації нейронів прихованого шару було використано функцію selu (scaled exponential linear unit) [110]

$$selu = \lambda \begin{cases} z & z > 0 \\ ae^z - a & z \leq 0 \end{cases}$$

де z – лінійна комбінація виходів попереднього шару $z = Wx^T$, x^T – вектор-рядок виходів попереднього шару; λ, a – параметри, які необхідні для забезпечення властивості саморегуляризації.

Ця функція спроектована для обмеження середнього значення та дисперсії нейронів при розповсюдженні їх виходів по мережі

$$selu: \begin{pmatrix} \mu \\ \nu \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} \tilde{\mu} \\ \tilde{\nu} \end{pmatrix}$$

$$\tilde{\mu} \rightarrow 0, \tilde{\nu} \rightarrow 1$$

де μ – середнє значення активацій нейронів попереднього шару; $\tilde{\mu}$ – середнє значення активацій нейронів поточного шару; ν – дисперсія активацій нейронів попереднього шару; $\tilde{\nu}$ – дисперсія активацій нейронів поточного шару.

Така поведінка мережі називається саморегуляризацією та спроможна прискорити навчання та підвищити якість результатів прогнозування на нових даних. Як показано в [110] це досягається за рахунок того, що:

- 1) функція може набувати позитивних та негативних значень для коригування середнього значення;
- 2) має область насичення для зменшення дисперсії;
- 3) має нахил більший за одиницю для підвищення дисперсії;
- 4) має неперервну кривизну.

При ініціалізації вагових коефіцієнтів випадково з нормальним розподілом $\mathcal{N}(0, 1/k)$ значення параметрів, які забезпечують властивість саморегуляризації, $a = 1,6733$ та $\lambda = 1,0507$.

Результат прогнозування нейронної мережі у векторній формі можна записати у вигляді

$$\hat{p}_i^{\text{прогноз}} = W_2 \cdot \text{selu}(W_1 \cdot \hat{x}_i^T + b_1) + b_2$$

Під час навчання нейронної мережі для оцінки параметрів проводилась мінімізація середньоквадратичних відхилень з регуляризацією у вигляді суми квадратів елементів матриць вагових коефіцієнтів W_1, W_2 . Для того, щоб математичне очікування прогнозів наближалось до математичного очікування реальних даних регуляризація не застосовувалась до порогів b_1, b_2 .

Цільова функція для навчання нейронної мережі має такий:

$$\mathcal{L} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n (\hat{p}_i^{\text{факт}} - \hat{p}_i^{\text{прогноз}})^2 + r \left(\sum_{j=1}^k \sum_{l=1}^h |w_{lj}^1|^2 + \sum_{j=1}^k \sum_{l=1}^h |w_{lj}^2|^2 \right)$$

де $\hat{p}_i^{\text{факт}}, \hat{p}_i^{\text{прогноз}}$ – відповідно фактичні та прогнозні нормалізовані значення навантаження для i -ї години в навчальній вибірці; w_{lj}^1, w_{lj}^2 – вагові коефіцієнти які з'єднують нейрон l – наступного шару та нейрон j попереднього шару, верхній індекс вказує на матрицю W_1 або W_2 ; n – кількість прикладів (годин) у навчальній вибірці; k – кількість нейронів в попередньому шарі; h – кількість нейронів в наступному шарі; r – параметр який відповідає за інтенсивність регуляризації.

Градiєнт функції \mathcal{L} розраховується методом зворотного розповсюдження похибки. Для мінімізації \mathcal{L} з великою кількістю параметрів w та b , що характерно для нейронних мереж з великою кількістю шарів, на практиці застосовують різні модифікації градієнтних методів першого порядку [124]. Це зумовлено тим, що розрахунок та зберігання навіть апроксимованої матриці Гессе для великих нейронних мереж вимагає досить значних обчислювальних ресурсів. Але для нейронних мереж з одним прихованим шаром нейронів, які використовуються у цій роботі, значно ефективнішими виявляються квазі-Ньютоновські методи

оптимізації, наприклад, алгоритм Бройдена-Флетчера-Гольдфарба-Шано (BFGS), або метод спряжених градієнтів.

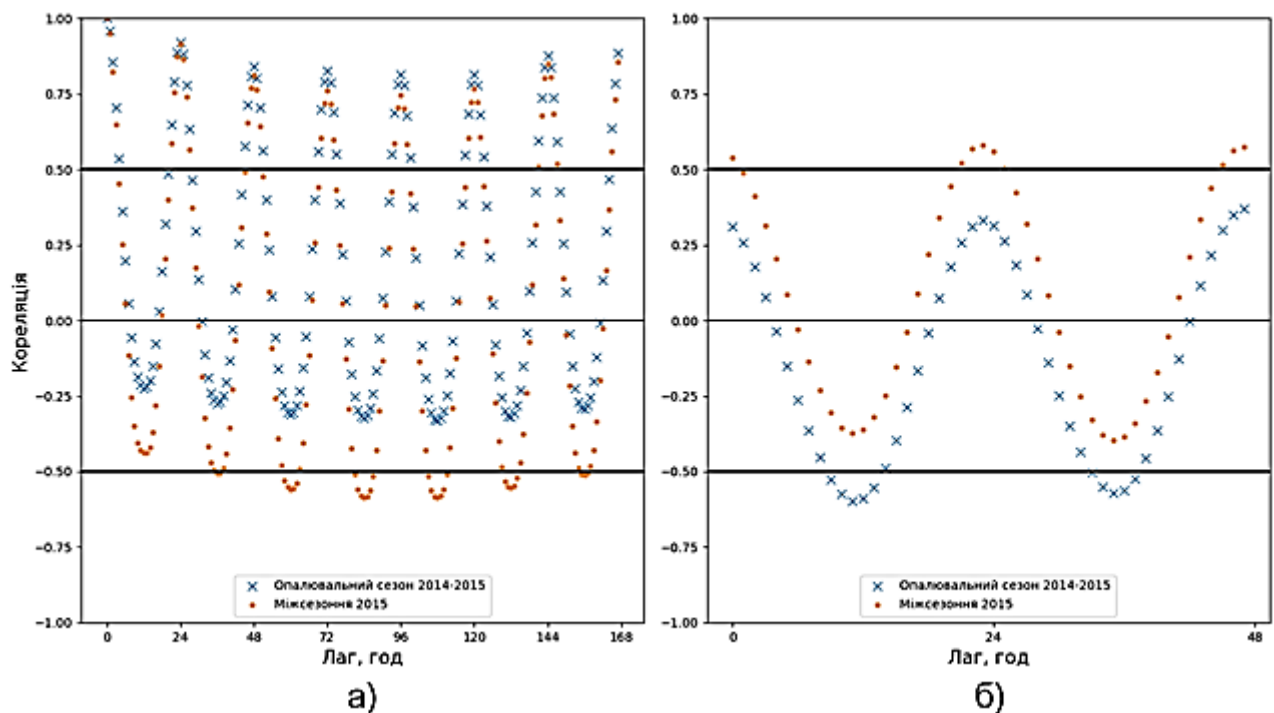


Рис. 2.15

Для визначення оптимального методу врахування річної періодичності було побудовано чотири нейронні мережі типу багатошаровий перцептрон з одним прихованим шаром нейронів. Оцінювання параметрів мережі «net» проводилось на річних даних без ознаки сезону. Параметри «net_add» оцінювались на річних даних, вхідний вектор було розширено ознакою сезонності у вигляді бінарного нейрону, який набуває значення 1 – опалювальний сезон та 0 – міжсезоння, «net_w» навчалась на даних опалювального сезону, а «net_s» – на даних міжсезоння.

Для побудови моделей та прогнозування було використано дані м. Київ за такі періоди:

01.10.2014 – 30.04.2015 – опалювальний сезон 2014-2015 рр., вибірка «train_1»;

01.05.2015 – 09.10.2015 – міжсезоння 2015 р., вибірка «train_0»;

10.10.2015 – 04.04.2016 – опалювальний сезон 2015-2016 рр., "вибірка «test_1»;

05.04.2016 – 11.10.2016 – міжсезоння 2016 р., вибірка «test_0».

Об'єднані вибірки для 2015 та 2016 рр. відповідно train та test.

Для моделювання залежності СЕН від температури були використані дані метеорологічних авіаційних метеозведень аеропорту «Київ». Для побудови моделей та прогнозування використовувались фактичні погодинні значення температури навколишнього середовища.

Згідно з процедурою відбору вхідних параметрів для обох сезонів з навчальної вибірки було побудовано автокореляційну функцію (рис. 2.15 а) та функцію перехресної кореляції (рис. 2.15 б), на основі аналізу яких було отримано наступні значення лагів та відповідні значення навантаження та температури:

$$\begin{aligned}
 P_{net}^L &= [P_{i-24}, P_{i-25}, P_{i-48}, P_{i-72}, P_{i-120}, P_{i-143}, P_{i-144}, P_{i-145}, P_{i-167}, P_{i-168}] \\
 P_{net_add}^L &= [P_{i-24}, P_{i-25}, P_{i-48}, P_{i-72}, P_{i-120}, P_{i-143}, P_{i-144}, P_{i-145}, P_{i-167}, P_{i-168}] \\
 P_{net_w}^L &= [P_{i-24}, P_{i-25}, P_{i-48}, P_{i-72}, P_{i-120}, P_{i-143}, P_{i-144}, P_{i-145}, P_{i-167}, P_{i-168}] \\
 P_{net_s}^L &= [P_{i-24}, P_{i-25}, P_{i-47}, P_{i-48}, P_{i-120}, P_{i-143}, P_{i-144}, P_{i-145}, P_{i-167}, P_{i-168}] \\
 T_{net}^L &= [T_{i-9}, T_{i-10}, T_{i-11}, T_{i-12}, T_{i-13}, T_{i-33}, T_{i-34}, T_{i-35}, T_{i-36}, T_{i-37}] \\
 T_{net_add}^L &= [T_{i-9}, T_{i-10}, T_{i-11}, T_{i-12}, T_{i-13}, T_{i-33}, T_{i-34}, T_{i-35}, T_{i-36}, T_{i-37}] \\
 T_{net_w}^L &= [T_{i-9}, T_{i-10}, T_{i-11}, T_{i-12}, T_{i-13}, T_{i-33}, T_{i-34}, T_{i-35}, T_{i-36}, T_{i-37}] \\
 T_{net_s}^L &= [T_{i-0}, T_{i-1}, T_{i-21}, T_{i-22}, T_{i-23}, T_{i-24}, T_{i-25}, T_{i-45}, P_{i-46}, P_{i-47}]
 \end{aligned}$$

Мінімізація цільової функції \mathcal{L} проводилась методом спряжених градієнтів у модифікації Полака-Райбера. Було використано реалізацію алгоритма з бібліотеки програмних засобів SciPy [107] для мови програмування Python. Критерієм зупинки навчання є зменшення L_2 норми градієнта функції похибки нижче певного заданого наперед значення $tol = 0.00001$ Для вказаних нейронних мереж параметр регуляризації цільової функції $r = 1$.

У результаті перехресної перевірки були отримані наступні архітектури нейронних мереж: net 22 – 13 – 1, net_add 23 – 13 – 1, net_w 22 – 13 – 1, net_s 22 – 11 – 1.

Результати прогнозування наведено в табл. 2.10.

Таблиця 2.10

Нейронна мережа	Період року на якому проводилась оцінка точності		
	Опалювальний сезон 2015-2016 рр.	Міжсезоння 2016 р.	Річні дані
	МАРЕ, %	МАРЕ, %	МАРЕ, %
Мережа навчена на річних даних без ознаки сезону, net	3.61	4.23	3.93
Мережа навчена на річних даних з ознакою сезону, net_add	3.49	4.18	3.85
Мережа навчена на даних за опалювальний сезон, net_w	3.58		3.65
Мережа навчена на даних за міжсезоння, net_s		3.73	

Додавання нейрону, який вказує на сезон року, знизило середньорічну похибку МАРЕ з 3,93 % до 3,85%. Навчання окремих нейронних мереж для різних сезонів знизило середньорічну похибку МАРЕ з 3,93% до 3,65 %, або на 7,1%.

Посилання [2], [22], [38], [40-42], [44], [59], [61-64], [68], [69], [77], [88], [95], [96], [100], [101], [110], [111], [113], [114], [120], [124-126], [130], [137], [140], [141] див. список використаних джерел стор. 130 – 145.

2.6 Висновки до розділу 2

1. Проведені дослідження показали, що при прогнозуванні сумарного електричного навантаження електроенергетичної системи ОЕС України за робочі та вихідні дні модель на основі ШНМ максимально наближається за точністю та стабільністю результатів до АММ. Додатковою перевагою АММ є менша кількість похибок, що переважають 5%. Найбільш суттєві похибки моделі на основі ШНМ припадають на понеділок та вихідні дні, що свідчить про недостатнє врахування нейронною мережею тижневої нерівномірності СЕН.

2. Врахування коливання світлової тривалості доби на інтервалі передісторії дозволяє уникнути систематичну похибку при прогнозуванні електричного навантаження. Виокремлення складової СЕН, яка пов'язана з увімкненням штучного освітлення дозволяє суттєво знизити похибку прогнозу навантаження в години сутінок. При цьому включення в нейронну мережу ознак тривалості світлового дня, або часу сходу і заходу сонця, при прогнозі суцільного часового ряду не призвело до значимого зниження похибки прогнозу, проте може бути використано як ознака сезонності при побудові моделей за даними багаторічної передісторії.

3. Наявність в СЕН енергосистеми складової, для якої відсутній значущий вплив метеорологічних факторів та тижневої періодичності призводить до викривлення моделі впливу цих факторів на СЕН загалом. Побудова окремих моделей для навантаження енергоємних підприємств та решти навантаження енергосистеми дає змогу підвищити точність та стабільність короткострокових прогнозів. В той же час, побудова окремих моделей для кожного підприємств не дозволяє знизити похибку прогнозу сумарного графіку, через значну кореляцію похибок прогнозу.

4. Під впливом зміни режиму електроспоживання в енергосистемі протягом року суттєво змінюється склад навантаження (наприклад, ввімкнення кондиціонерів та додаткових холодильних агрегатів влітку, а також ввімкнення та вимкнення додаткового опалювального навантаження). Це призводить до зміни характеристики залежності СЕН від метеорологічних та астрономічних факторів. При цьому для підвищення точності короткострокового прогнозування необхідно вводити додаткову вхідну інформацію та використовувати більш складний апарат штучних нейронних мереж.

РОЗДІЛ 3

ПОПЕРЕДНЯ ПІДГОТОВКА ДАНИХ ТА РОЗРОБКА МОДЕЛІ ДЛЯ КОРОТКОСТРОКОВОГО ПРОГНОЗУВАННЯ СЕН НА БАЗІ БАГАТОШАРОВОГО ПЕРСЕПТРОНУ

3.1 Виявлення та заміна аномальних значень

Проведений попередній аналіз графіків електричного навантаження енергоємних підприємств та енергосистеми показав наявність в них аномальних значень у вигляді одиночних та групових викидів, які можна класифікувати за причинами їх виникнення. Першу групу складають аномальні значення, поява яких обумовлена збоями в пристроях збору та передачі інформації, а також похибками при телевимірюванні окремих складових сумарного навантаження, чи впливом людського фактору під час збору і обробки інформації. Оскільки дані про електричне навантаження ЕП та енергосистеми отримується із використанням незалежних технічних засобів вимірювального тракту та засобів обробки інформації, то аномальні значення навантаження ЕП цієї групи не впливають у явному вигляді на значення електричного навантаження енергосистеми, що живить вказане підприємство. Другу групу складають аномальні значення, що характеризуються реальною зміною навантаження, внаслідок аварійного відключення споживачів, суттєвої зміни режиму роботи енергоємних підприємств, інших екстремальних не прогнозованих чинників. Поява цих викидів навантаження ЕП відобразиться на ГЕН енергосистеми.

Тривалість викидів може бути в межах однієї години і на погодинному графіку навантаження кожен такий викид відображається однією точкою (одиночний викид). За причиною виникнення такі викиди відносяться переважно до першої групи. Якщо викид триває більше двох годин, то на погодинному графіку він відображається групою точок (груповий викид).

Наявність у вибірці вихідної інформації аномальних даних призводить до спотворення математичної моделі впливу метеорологічних факторів на електричне навантаження. Не зважаючи на те, що викиди другої групи викликані

реальною зміною навантаження, вони не залежать від метеорологічних факторів тому вважаються аномальними. Таким чином, достовіризація електричного навантаження енергоємних підприємств та енергосистеми незалежно від типу викидів сприятиме підвищенню точності та стабільності результатів прогнозування.

Додатково, при прогнозуванні електричного навантаження за допомогою моделей, які використовують в якості вхідних даних попередні значення часового ряду, виникає ефект мультиплікативності похибки. Він полягає в тому, що значення електричного навантаження в попередні години використовується як вхідний параметр для прогнозування декількох значень в майбутньому. І наявність одиночного аномального викиду може призводити до підвищення похибок відразу декількох прогнозних значень. Отже, необхідно проводити достовіризацію вихідної інформації по мірі її надходження. Таким чином, задача виявлення та заміни аномальних значень розбивається на дві підзадачі:

- підготовка ретроспективних даних для побудови моделі;
- виявлення та заміна аномальних даних на стадії прогнозування для уникнення ефекту мультиплікативності похибки.

Процедуру достовіризації ретроспективних даних доцільніше проводити по годинних перерізах значень цих графіків для усунення добової періодичності в даних. При цьому, для переходу від аналізу часових рядів до аналізу випадкових величин формуються вибірки відхилень реальних значень від трендових. Виділення трендової складової здійснюється за допомогою різних методів апроксимації. Найбільш простим з них є метод поліноміальної регресії. Більш ефективним є метод інтервально-поліноміальної апроксимації (ІПА) [71].

Безпосередньо достовіризація проводиться по вибірці випадкових величин відхилень реального процесу від розрахованої трендової складової. Визначається тип закону розподілу даних (гаусовський, унімодальний або довільний). Для ідентифікації аномальних значень використовується критерій на основі нерівності Чебишева [72] залежно від типу закону розподілу. У разі викривлення форми ГЕН енергооб'єктів запропоновано проводити коригування частково

відновлених добових графіків електричного навантаження енергооб'єктів за алгоритмом, що передбачає заміну такого графіку на максимально наближений до нього. Фактичні та достовіризовані дані зберігаються в базі даних.

Алгоритм достовіризації явних викидів передбачає виконання наступних кроків [71]:

1. Для кожної години доби $j=1 \dots 24$ формуються окремі вибірки ЕН по всім N дням передісторії.

2. Для усунення трендової і сезонної компонент ЕН ЕП окремо проводиться апроксимація по кожному $j=1 \dots 24$ масиву значень електричного навантаження енергоємних підприємств із використанням методу ША. При цьому використовуються невелика кількість інтервалів та поліноми невисокої степені (3-4 інтервали до 3-ї степені на річному часовому проміжку даних навантаження). Застосування зазначених поліномів дозволяє апроксимувати дані кривою, яка з одного боку забезпечує достатню якість апроксимації, а з іншого – не чутлива до тривалих групових викидів. Використання на даному етапі точніших моделей тренду часового ряду навантаження недоцільне у зв'язку із можливим спотворенням отриманих кривих через вірогідну присутність великих та/або довготривалих викидів. В результаті формуються 24 масиви апроксимованих даних \bar{P}_i^j та масиви відхилень фактичних значень ЕН ЕП від апроксимованих: $\Delta P_i^j = P_i^j - \bar{P}_i^j$; $\forall j=1 \dots 24$; $i=1 \dots N$.

3. Для кожного масиву відхилень ($\forall j=1 \dots 24$) розраховуються статистичні характеристики вибірки: матсподівання $M(\Delta P^j)$ та стандартне відхилення $\delta(\Delta P^j)$

4. Проводиться перевірка кожного з 24 масивів відхилень (ΔP^j) на відповідність нормальному закону розподілу згідно критерію узгодженості Пірсона з довірчою ймовірністю 0,95. Якщо гіпотеза про нормальність закону розподілу не підтверджується, то перевіряється, чи є закон розподілу унімодальним. Якщо результат і цього разу негативний, то приймається, що закон розподілу є довільним.

5. Для класифікації значень на аномальні та нормальні застосовується критерій на базі нерівності Чебишева:

$$|\Delta P_i^j - M(\Delta P^j)| \leq k \cdot \delta(\Delta P^j), \quad (3.1)$$

де k - коефіцієнт, що залежить від виду закону розподілу випадкової величини (1,96 для нормального, 2,82 – унімодального та 4,24 – довільного закону розподілу).

Якщо нерівність виконується, то дане значення (ΔP_i^j) не аномальне. Якщо не виконується, то значення i є аномальним, $P_{anom_i}^j$, воно зберігається і виключається з масиву відхилень. Після перевірки всіх 24 вибірок по N елементів у кожній, процедура повторюється починаючи з п.3. У разі якщо більше не виявлено аномальних значень виконання алгоритму продовжується з пункту 6.

6. Проводиться ідентифікація викиду за його тривалістю. Якщо для $P_{anom_i}^j$ сусідні значення P_{i-1}^j, P_{i+1}^j одночасно є нормальними, то такий викид вважається одиночним, в протилежному випадку $P_{anom_i}^j$ вважається елементом групового викиду.

7. Заміна аномальних значень проводиться за наступними формулами

$$P_{norm_i}^j = \begin{cases} \bar{P}_i^j & \text{— якщо викид одиночний;} \\ \bar{P}_i^j + P_{anom_i}^j - \frac{\sum_{k=i}^{k<i+M} P_{anom_k}^j}{M} & \text{— якщо викид груповий,} \end{cases}$$

де p – номер першого елемента в груповому викиді, M – об'єм даного групового викиду.

Такий спосіб коригування групових викидів дозволяє враховувати вплив на відновлені дані інших зовнішніх факторів. Нові значення електричного навантаження підставляються у загальну вибірку.

8. Описана в п. 1-7 процедура достовіризації дозволяє виявити і відновити найбільш суттєві одиночні та групові викиди електричного навантаження. Після їх усунення для виявлення неявних викидів необхідно підвищити точність апроксимації, збільшивши кількість інтервалів і степінь полінома в ППА та повторити п. 2-7. процедури достовіризації. Ітерації продовжуються поки всі значення не задовольняють нерівність Чебишева. Такий ітераційний підхід потрібен для достовіризації неявних викидів, що можуть бути виявлені внаслідок

звуження довірчого інтервалу $\pm k \cdot \delta(\Delta P^j)$ через зниження як стандартного відхилення $\delta(\Delta P^j)$ (внаслідок усунення викидів на попередньому етапі та точнішої апроксимації, так і зміни закону розподілу вибірки відхилень.

Використання такої двокрокової процедури достовіризації дозволяє:

- провести ідентифікацію явних одиночних та групових викидів із використанням швидкої ітераційної процедури,
- врахувати вплив тренду та сезонних коливань ЕН і провести уточнену достовіризацію електричного навантаження,
- зберегти вплив інших зовнішніх факторів (наприклад – температури повітря) на відновлені електричні навантаження при груповому викиді.

У випадку неявно вираженого або плавного групового викиду (наприклад, при поступовому зниженні навантаження енергоємних підприємств) частина аномальних викидів буде помилково визнана нормальними. Це призведе до появи аномальних значень в межах доби. Для усунення вказаних викривлень запропоновано метод заміни добового графіку електричного навантаження енергооб'єкту на максимально наближений до нього.

Добові графіки електричного навантаження поділяються на три групи за кількістю відновлених погодинних значень. До першої групи, B_1 , належать добові графіки без аномалій та з кількістю відновлених аномалій $N=1\dots 12$; до другої, B_2 , із $N=13\dots 21$; до третьої, B_3 , із $N=21\dots 24$. Добові графіки групи B_1 додатково не коригується при цьому зберігається загальна кількість добових графіків цієї групи, K .

Для кожного добового графіку b електричного навантаження, що належить групі B_2 відбувається заміна на наближений добовий графік m із групи B_1 згідно наступного критерію

$$S_m^b = \min(S_1^b, S_2^b, S_m^b, \dots, S_K^b), \quad S_i^k = \sum_{j=1}^{j=J} \left((P_b^j - P_i^j)^2 \right), \quad (3.2)$$

де j відповідає годині у добовому графіку, при якій ЕН не було замінено в процесі достовіризації; J - кількість таких не ідентифікованих годин; $i=1 \dots K$; P_b^j - значення електричного навантаження b -го добового графіку з групи B_2 . P_i^j - значення електричного навантаження i -го добового графіку з групи B_1 , m - індекс, який відповідає добовому графіку електричних навантажень з групи B_1 що задовольняє критерій (3.2).

Якщо прийняти, що $J = 24$, то подібний графік підбиратиметься за всіма 24 годинам (як відновленим та і фактичним).

У групі B_3 для кожного добового графіку b електричного навантаження відбувається заміна згідно критерію (3.2) за умови, що J - кількість відновлених годин b -го добового графіку, а j відповідає лише тій годині у добовому графіку, при якій ЕН було відновлене в процесі достовіризації.

На рис. 3.1 наведено приклад заміни добового графіку електричних навантажень Запорізького феросплавного заводу після помилкової ідентифікації аномальних значень на попередньому етапі. Алгоритмом достовіризації було ідентифіковано 22 аномальних значення (окрім ЕН о 9 та 10 год) та проведено їх заміну.

Отриманий в результаті графік, відповідно до п. 1 був віднесений до групи B_3 . Згідно п.4 алгоритму, запропоновано заміну достовіризованого графіку електричних навантажень на максимально наближений від 29.01.14.

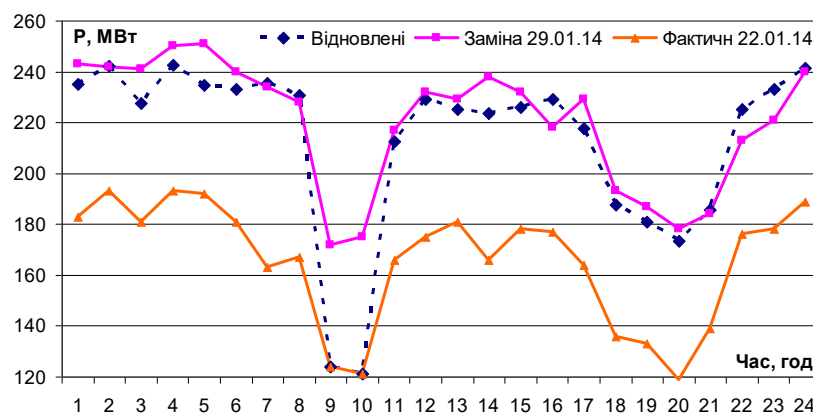


Рис. 3.1 Графіки фактичних значень електричного навантаження Запорізького заводу феросплавів за 22.01.14 та результати їх достовіризації

Присутні на ГЕН енергосистеми викиди можуть бути ідентифіковані та замінені з використанням описаного вище алгоритму із заміною алгоритму апроксимації. Оскільки, на відміну від навантаження ЕП в добових ГЕН енергосистеми присутня тижнева періодичність, то для підвищення точності апроксимації на другому етапі доцільно замінити ППА на апроксимацію рядом Фур'є. Внаслідок значної дисперсії вихідного ряду даних про ГЕН ЕК, наведений вище алгоритм достовіризації може не ідентифікувати як аномальні ті значення електричного навантаження енергосистеми, що частково викривлені наявністю викидів ЕН енергоємних підприємств. Тому доцільно виконати попереднє коригування технологічної складової електричного навантаження енергосистеми за результатами достовіризації навантаження ЕП. Більш детально процедуру дворівневої достовіризації ГЕН описано в [71].

Приклад ітераційної процедури достовіризації значень електричного навантаження Запорізького заводу феросплавів о 18 годині протягом 2015р. наведено на рис.3.2. В даному випадку, було достатньо трьох ітерацій для даного годинного зрізу.

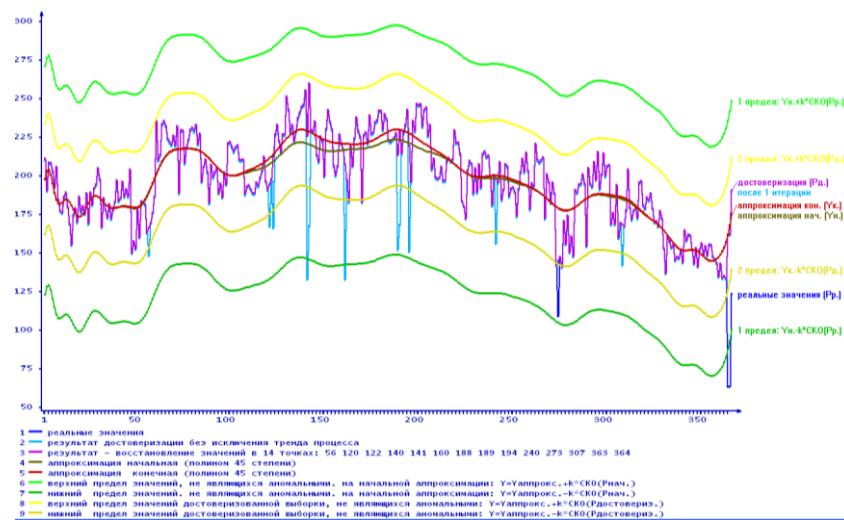


Рис. 3.2 Ілюстрація ітераційного процесу достовіризації електричного навантаження Запорізького заводу феросплавів по годинному зрізу о 18 годині за 2015 рік

Ефективність запропонованого методу виявлення та заміни аномальних значень було досліджено шляхом порівняння похибок прогнозу ГЕН суми 8

енергоємних підприємств Запорізької області на основі очищених та неочищених даних [69]. Прогнозування проведено з горизонтом упередження 24 год за допомогою штучної нейронної мережі типу багатошаровий перцептрон.

Модель побудована на даних з 1.07.2013 по 28.02.2014. Загальна рекомендована методика прогнозування на основі БШП наведена в підрозділі 3.3. Характеристики точності моделі досліджувались на місячному інтервалі з 01.03.2014 по 31.03.2014. В зазначений період наявний груповий викид 2-го березня та значний одиночний викид 30-го числа, який ймовірно пов'язаний з різним алгоритмом переходу систем збору інформації підприємств на літній час.

Таблиця 3.1

Похибки прогнозування, усереднені на місячному інтервалі (березень 2014р.).

Показники якості прогнозу	Фактичні	Відновлені	Відновлені з коригуванням ГЕН
MAPE, %	5,53	4,11	3,98
MAX, %	251,9 (30.03.2013)	16,73	17,17
STDe, МВт	40,39	25,86	24,99

Результати прогнозування з використанням фактичних та достовіризованих вихідних даних наведено в табл. 3.1, 3.2 та на рис. 3.3. Прогноз на 03.03.2013 в табл. 3.2 виділено окремо, оскільки йому передують аномальний добовий графік електричного навантаження.

Таблиця 3.2

Похибки прогнозування, усереднені за 03 березня 2014 р.

Показники якості прогнозу	Фактичні	Відновлені	Відновлені з коригуванням ГЕН
MAPE, %	13,08	3,27	3,22
MAX, %	23,36	10,80	8,59
STDe, МВт	70,32	19,88	18,97



Рис. 3.3 Графіки відносної похибки прогнозування восьми енергоємних підприємств Запорізької області на березень 2014р

Відповідно до наведених результатів, запропонована методика достовіризації дозволяє суттєво знизити похибку прогнозування. В наведеному прикладі виявлення та заміна аномальних значень призвела до зниження значення MAPE з 13,08% до 3,22% для 3-го березня. Загалом середньомісячна MAPE знизилась з 5,53% до 3,98% при використанні уточненої процедури достовіризації.

3.2 Використання багаторічної передісторії для побудови моделі

Традиційний підхід передбачає, що наявна інформація про електричне навантаження і фактори, що на нього впливають, описуються єдиною математичною моделлю на усьому обраному інтервалі передісторії [36]. Як правило, для короткострокового прогнозування СЕН ЕЕС використовують обсяг даних від кількох тижнів до року. Такі моделі враховують добову, тижневу, річну періодичності навантаження, а також відмінності впливу зовнішніх факторів на СЕН залежно від сезону року. Як наслідок, ці моделі мають ускладнену архітектуру, є нелінійними за своєю природою, складними при побудові і практичній експлуатації. При їх використанні може виникати значна кількість

необґрунтованих суттєвих похибок прогнозування, що обумовлені недосконалим відображенням у моделі усіх особливостей динаміки навантаження і впливу на нього зовнішніх факторів на тривалому (річному) інтервалі часу.

В [31] пропонується побудовану на обмеженому (1-3 місяця) обсязі вихідних даних прогнозу модель використовувати для прогнозування електричного навантаження енергооб'єктів на всьому річному інтервалі. При цьому лишається поза увагою сезонність структури навантаження і змінний протягом року характер впливу на нього ряду зовнішніх факторів.

Проте для побудови моделей, які б в широкому діапазоні враховували б фактори, що суттєво впливають на СЕН, необхідно використовувати дані багаторічної передісторії [86].

Використання даних довготривалої передісторії дозволяє: визначити зони однорідності впливу метеорологічних факторів на річному інтервалі часу, розширити діапазон урахування та підвищити ефективність їх моделювання, уточнити трендову складову навантаження, збільшити вибірку даних для моделювання впливу астрономічного фактору. У сукупності це дозволить перейти від використання єдиної моделі навантаження протягом року до комплексу локальних моделей, які відповідають різним характерам впливу зовнішніх факторів та складу навантаження залежно від сезону на річному інтервалі часу. Також наявність довготривалої передісторії дозволяє суттєво збільшити вибірки СЕН нерегулярних днів (святкових, перед – і післясвяткових, а також переносів робочих днів) і перейти від емпіричних моделей їх прогнозування (через коефіцієнти подібності їх графіків електричного навантаження до суботніх/недільних) до статистично коректних багатфакторних прогнозних моделей [86].

На річному графіку споживання електроенергії в енергосистемі доцільно виділити наступні інтервали, що характеризуються спільною динамікою впливу зовнішніх факторів:

- умовно зимовий, який триває протягом опалювального сезону і характеризується від'ємним кореляційним зв'язком між температурою повітря та СЕН;

- міжсезоння (частково квітень – травень, вересень – жовтень). Період після відключення та перед увімкненням централізованого опалення, для якого також притаманна обернена залежність навантаження від температури, проте вона має інші кількісні характеристики в порівнянні з умовно зимовим сезоном внаслідок зміни структури споживання;

- умовно літній (друга половина травня – перша половина вересня, залежно від температури повітря), що характеризується наявністю зони нечутливості навантаження до зміни температури в певних межах та прямою кореляційною залежністю при її перевищенні.

В усіх умовних сезонах присутній ефект інерційності зміни навантаження при зміні температури повітря, викликаний акумуляцією в будівлях тепла в літній період, або холоду – в зимовий. В зимовий період оптимальний (згідно коефіцієнта кореляції) часовий інтервал затримки урахування температури становить 0 – 31 годину, в літній – 0 – 12 годин. Тому, для підвищення ефективності моделювання впливу температури повітря на електричне навантаження доцільно використовувати або ряд погодинних значень температури з наведеного вище діапазону, або так звану інтегральну ефективну

температуру $T_{ef}(n, j) = \frac{1}{L} \sum_{i=k}^{k+L} T_i$, де k – початкове відставання в часі (з дискретністю в одну годину) відносно поточної j -ї години n -ї доби, L – загальна кількість погодинних значень температури, що беруть участь в розрахунку (ширина «вікна» значень температури повітря). Як зазначалось вище, у даному випадку $k=0$, $L = 12 - 31$ залежно від сезону.

В умовно зимовому та умовно літньому сезонах також помітне явище насиченості – при повному використанні засобів обігріву чи охолодження при екстремальних значеннях температури повітря.

Таблиця 3.3

Характеристика	СЕН, МВт	СЕ, МВт·год	$T_{cd}, ^\circ C$
Середнє	1030	24726	9,3
Максим.	2076	41091	30,4
Мінімум	376	11701	-23,4
СКВ	293	4924	10,0

Наведемо розрахунки на прикладі реальних даних м. Київ. Загальний обсяг добових графіків в базі даних становить 5479, або 131496 погодинних значень навантаження. Статистичні характеристики вибірок СЕН і середньодобової температури (T_{cd}) повітря по м. Києву за зазначений період наведено в табл. 3.3. Мінімальне значення навантаження 376 МВт було зафіксовано 30.06 2002р. о 5-й ранку (післясвяткова неділя, $T_{cd} = 16,2^\circ C$). Максимальне значення 2076 МВт було зафіксовано 30.01 2014р. о 18-й годині (четвер) за середньодобової температури $T_{cd} = -19,5^\circ C$.

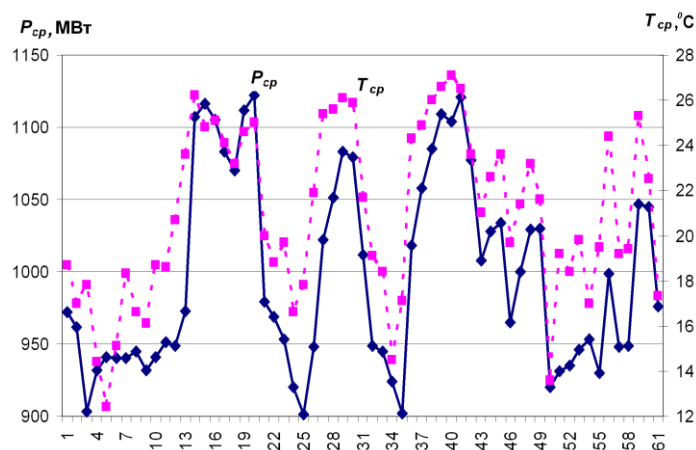


Рис 3.4 Середньодобове навантаження м. Київ і середньодобова температура по за період з 01.06 по 31.08 2016р

Використання довготривалої (багаторічної) передісторії в порівнянні із однорічним інтервалом дозволяє розширити діапазон зміни температури повітря при моделюванні (наприклад, з $(-16-(+27)^\circ C$ для середньодобової температури 2016 року до $(-30,4 - (+)33,4)^\circ C$) при 15-ти річній вибірці), а також суттєво

покращити достовірність таких моделей за рахунок більшої статистичної вибірки, що особливо важливо при побудові окремих математичних моделей для кожного з описаних вище умовних сезонів. Зокрема, як приклад, на рис. 1 наведено графіки середньодобового навантаження ПАТ «Київенерго» і середньодобової температури по м. Києву за період з 01.06 по 31.08 2016р. Графіки відображають прямий зв'язок між температурою і СЕН. Після вилучення лінійного тренду навантаження коефіцієнт кореляції становить $r=0,87$, що підтверджує суттєвий вплив температури повітря у виділеному інтервалі часу.

За умови урахування річного тренду і приведення, таким чином, електричного навантаження ЕЕС у зазначені вище сезони попередніх років до СЕН поточного року, з'являється можливість побудувати групу окремих простих моделей для підвищення точності прогнозування навантаження ЕЕС. Об'єм вибірок і діапазон зміни зовнішніх факторів в такому випадку будуть статистично значимим для забезпечення ефективного моделювання їх впливу на навантаження.

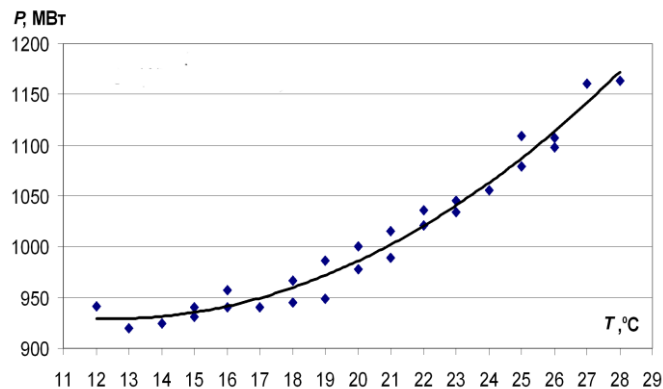


Рис. 3.5 Графік температурної складової в умовно літній сезон для м. Київ

На рис. 3.5 наведено приклад математичної моделі впливу на середньодобове електричне навантаження умовно літнього сезону у м. Києві середньодобової температури повітря ($P = f(T)$). Модель побудована на об'єднаній вибірці із бази даних робочих днів 2015 – 2016 років із попереднім урахуванням для електричного навантаження 2015 року усередненої трендової складової, що становила 31,2 МВт. Для моделювання з високою достовірністю

(коефіцієнт детермінації $R^2=0,97$) впливу температури повітря в даному випадку достатньо використати поліном 3-ї степені $P=T^2 - 25,3T+1086,8$. Наведена залежність характеризується зоною нечутливості СЕН до зміни температури повітря в межах $12 - 16^{\circ}\text{C}$ та близьким до лінійного приростом середньодобового електричного навантаження в $+17\text{МВт}/^{\circ}\text{C}$ в діапазоні температур $20 - 28^{\circ}\text{C}$. Стану насичення не було виявлено, оскільки у вибірці даних максимальна температура $\leq 28^{\circ}\text{C}$ і є недостатньо високою.

Для перевірки ефективності запропонованого підходу, що передбачає використання окремих моделей, побудованих на виділених сезонах на вибірці довготривалої передісторії проведено порівняльне прогнозування годинних значень СЕН на добу вперед. Як оператор прогнозування використано штучну нейронну мережу (ШНМ) типу багатошаровий персептрон. Було сформовано дві навчальні вибірки:

- перша (I), що включає дані за літні періоди 2014 та 2015 років (10.06.14 – 29.08.14 та 09.06.15 – 31.08.15) – тобто, модель СЕН умовно літнього сезону на багаторічній передісторії;
- друга (II), що включає дані на річному інтервалі часу (09.06.2015 – 08.06.2016).

В зазначені вибірки включено: дані про електричне навантаження з лагами відставання відносно прогнозної години, що мають максимальний коефіцієнт автокореляції (24, 25, 26, 47, 48, 49, 72, 168), інформацію про номер доби в тижні (1 – 7), годину доби (1 – 24) та погодинні значення температури повітря з лагами (0, 1, 2, 3). Загалом – 14 нейронів у вхідному шарі. Усі дані було масштабовано в інтервалі (0, 1). Кількість нейронів у прихованому шарі визначалась за допомогою перехресної перевірки (cross validation) та становила 7 нейронів. Для кожного випадку було побудовано 10 мереж. В якості кінцевого прогнозу бралось середнє арифметичне значення 10 прогнозів.

Оцінка точності прогнозу проводилась на даних літнього сезону з 09.06 по 31.08 2016р. Статистичні характеристики похибок результатів прогнозування наведено в табл. 3.4.

Таким чином, використання математичної моделі СЕН, побудованої на багаторічних даних одного й того ж умовного сезону забезпечує вищу точність прогнозування навантаження енергопостачальної компанії в порівнянні із інтегральною моделлю на річній вибірці даних.

Таблиця 3.4

	I	II
Середня абсолютна похибка у відсотках (MAPE), %	4,7	8,2
Стандартне відхилення похибки (STDe), %	7,0	10,4
Математичне сподівання похибки (E), МВт	-0,3	17,0

При моделюванні та прогнозуванні електричного навантаження більша увага, як правило, зосереджується на точності математичних моделей для добових графіків робочих днів [66]. Моделювання електричного навантаження в нерегулярні дні супроводжується труднощами, що пов'язані із дуже малою кількістю таких днів на річному інтервалі часу [89].

Використання даних довготривалої передісторії дозволяє обійти зазначену проблему. Запропоновано наступний алгоритм для формування класів добових графіків СЕН, схожих із нерегулярними, що дозволяє збільшити обсяг статистичної вибірки і підвищити ефективність моделювання СЕН таких днів. Алгоритм передбачає виконання наступних кроків:

1. Формується масив даних усіх нерегулярних днів на інтервалі передісторії. Обирається добовий графік сумарного електричного навантаження конкретного нерегулярного дня b , що буде базовим в подальших розрахунках. Фіксується його дата.

2. Формується масив вагових коефіцієнтів $a_i, i = 1 \dots 24$, що характеризують вплив СЕН в конкретну годину доби на цільову функцію подібності. В загальному випадку $\forall i = 1 \dots 24, a_i = 1$.

3. Для кожного добового графіку електричного навантаження в базі даних розраховується евклідова відстань від базового графіка b в 24-х мірному просторі за наступною формулою:

$$S_i = \sqrt{\sum_{j=1}^{j=24} (a_i (P_b^j - P_i^j))^2} \quad (3.3)$$

де j – номер години в добі; P_b^j – значення електричного навантаження базового добового графіку в момент часу j ; P_i^j – значення електричного навантаження i -го добового графіку з загального масиву даних.

4. Знаходиться найближчий добовий графік m , що має мінімальне відхилення від базового графіку за критерієм (1):

$$S_m^b = \min(S_1^b, S_2^b, S_m^b, \dots, S_K^b) \quad (3.4)$$

а також наступні $K - 1$ добових графіків в порядку зростання S_i .

5. Формується клас подібних базовому K добових графіків СЕН, а також відповідна їм супровідна інформація: дата, тип дня, середньодобова температура повітря, добове електроспоживання, максимальна та середня відносні відхилення від базового графіку. Зазначений підхід дозволяє сформуванню класи добових графіків СЕН, подібних за формою та погодинними значеннями навантаження окремо кожного нерегулярного дня без обмежень за зовнішніми факторами. Це збільшує обсяг статистичної вибірки та спрощує побудову математичних моделей для таких днів. Варіювання вагового коефіцієнту a_i дозволяє змінити релевантність пошуку подібних графіків, посиливши або зменшивши вплив навантаження в окремі години. Наприклад – зменшити відповідність навантаження в нічний період і підвищити в точках максимуму графіка.

6. В межах кожного класу формується нелінійна залежність між СЕН і рядом зовнішніх факторів. Серед них слід виділити:

- номер доби з початку вибірки. Є характеристикою трендової складової СЕН ЕЕС;

- світлову тривалість дня. Цей параметр доцільно представити у вигляді різниці (хв., год) по відношенню до мінімального/максимального значення на річному інтервалі (21.12/21.06). Він є характеристикою астрономічної складової електричного навантаження, що значною мірою задає форму графіку СЕН та абсолютні значення навантаження. Також може бути індикатором сезонності;

- тип доби (понеділок, робочий з вівторка по четвер, п'ятниця, субота, неділя, святковий, інший (передсвятковий, післясвятковий, перенос робочого));
- температуру повітря (погодинна, середньодобова);
- параметри погоди (хмарність, тип і інтенсивність опадів);
- значення СЕН енергоємних підприємств енергопостачальної компанії (за наявності).

Для моделювання доцільно використати нелінійні багатofакторні регресійні моделі, або математичний апарат штучних нейронних мереж.

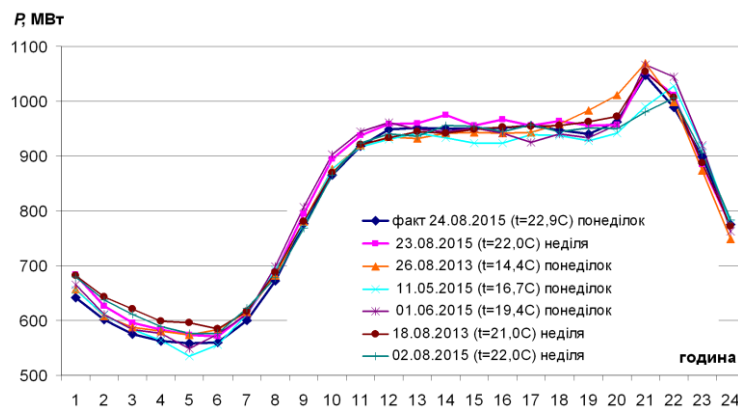


Рис. 3.6 Графіки електричного навантаження подібні до навантаження в День Незалежності України 24.08.2015р.

7. Формується масив прогнозних значень наведених вище зовнішніх факторів, що очікуються в обраний нерегулярний день. Використовуючи математичну модель зв'язку СЕН і зовнішніх факторів відповідного класу, виконується прогнозування добового графіку електричного навантаження зазначеного нерегулярного дня. Прогнозування повторюється для кожного нерегулярного дня із інтервалу упередження за наявності інформації щодо прогнозів зовнішніх факторів.

Фрагмент класу графіків СЕН, що близькі до навантаження в День Незалежності України 24.08.2015р. наведено на рис. 3.6 Спостерігається схожість добових графіків СЕН ЕЕС при поєднанні впливу різних зовнішніх факторів. Зокрема, відносно низькі значення температури повітря і величини тренду компенсуються вищою базовою складовою навантаження (що залежить від типу дня тижня), як це видно при порівнянні СЕН 26.08.13, 11.05.15, 01.06.15

з базовим святковим Днем Незалежності 2015 року. Слід зазначити, що усі обрані в один даний клас понеділки (рис. 3.6) є післясвятковими і мають нижчу базову складову в порівнянні із регулярними робочими днями. Максимально подібні графіки СЕН, як правило, відповідають часовим інтервалам із схожим часом сходу та заходу Сонця, що значною мірою впливає на форму добового графіку. Це можуть бути або дні з подібного інтервалу часу, але за минулі роки, або рівновіддалені від зимового/літнього сонцестояння проміжки дат. Наприклад добовий графік СЕН за 24.08.2015 р. і схожий на нього за формою та значеннями за 11.05 2015 р.

Зазначений підхід до моделювання електричного навантаження ЕЕС нерегулярних днів потребує подальших досліджень і практичних розрахунків. Зокрема, розглядається можливість побудови «компенсаційної» моделі добового графіку СЕН, суть якої полягає в тому, щоб визначити, як різні набори вхідних зовнішніх факторів формують схожий результат у вигляді добових графіків навантаження. Таким чином, необхідно проаналізувати і встановити причини подібності графіків СЕН при різних наборах зовнішніх факторів, розширити коло цих факторів, розглянути можливість застосування ШНМ для підвищення ефективності і автоматизації моделювання.

3.3 Короткострокове прогнозування СЕН за допомогою нейронної мережі типу багат шаровий перцептрон

В Інституті електродинаміки НАНУ дослідження в галузі короткострокового прогнозування проводяться в двох напрямках: побудова аналітичної адитивної математичної моделі ЕН [61] та розвиток методів прогнозування з застосуванням штучних нейронних мереж (ШНМ).

Модульність аналітичної моделі та універсальність ШНМ дають можливість розробляти гібридні моделі [134], які використовують переваги обох підходів.

Процес розробки моделі для прогнозування можна розділити на два етапи:

- визначення форми функціонального зв'язку $y = f(x)$ між прогнозною величиною та факторами, які на неї впливають,
- оцінка параметрів θ моделі $y = f(x, \theta)$.

Зазвичай визначення форми функціонального зв'язку набагато складніша задача і потребує від розробника додаткових знань про характер прогнозованої величини та факторів, які на неї впливають.

При побудові адитивної математичної моделі процес визначення $f(\cdot)$, полягає в розкладанні ЕН на складові в залежності від характеру зовнішніх факторів, які впливають на зміну ЕН. В результаті кожна складова моделюється окремо, що дозволяє застосовувати математичні методи, які враховують особливості кожної складової оптимальним чином. Прогнозні значення ЕН формуються як сума прогнозів усіх складових. Такий підхід дозволяє коретно інтерпретувати результати прогнозування, аналізувати причини виникнення похибок та незалежно удосконалювати моделювання окремих складових. Недоліком даного підходу є те, що для розробки моделі розробник повинен глибоко розуміти особливості ЕН даного об'єкту.

Перевагою ж штучних нейронних мереж є те, що визначення, а точніше апроксимація, форми функціонального зв'язку проводиться безпосередньо в процесі навчання [115]. Оскільки, обидві операції включені в одну оптимізаційну задачу, то нейронна мережа в процесі навчання прагне як краще, з точки зору цільової функції, апроксимувати форму функціонального зв'язку.

З теорії машинного навчання відомо, що за допомогою штучної нейронної мережі з одним прихованим шаром нейронів та нелінійною активаційною функцією можна апроксимувати будь-яку неперервну функцію з довільною точністю. Але на практиці далеко не завжди вдається досягти бажаної точності за допомогою ШНМ з одним прихованим шаром нейронів.

Описані вище підходи до підвищення якості прогнозів концентрують свою увагу на детальному дослідженні зв'язку між СЕН та факторами і виключенням аномальних викидів. З іншого боку використання більш сучасного математичного апарату у вигляді штучних нейронних мереж дає змогу моделювати складні

нелінійні залежності з використанням мінімальної кількості апріорних знань. На сьогоднішній день існує досить велика кількість видів штучних нейронних мереж. Об'єднує їх те, що вони складаються з багатьох шарів елементарних функцій, які паралельно обробляють вхідні дані [1, 14].

На практиці найчастіше застосовуються нейронні мережі типу багатошаровий перцептрон (рис. 3.7) з одним прихованим шаром нейронів і двома шарами вагових коефіцієнтів (саме тому багатошаровий). Мережі такого типу називають мережами прямого розповсюдження сигналу, через відсутність зворотних зв'язків між нейронами.

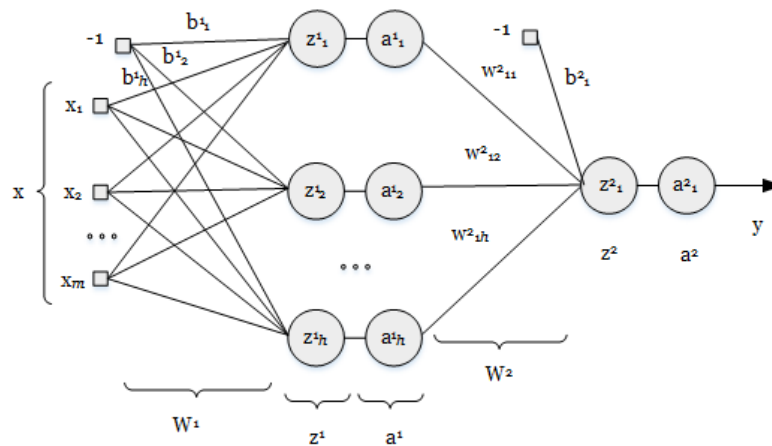


Рис. 3.7. Архітектурний граф багатошарового перцептрон.

Де m – кількість вхідних нейронів, h – кількість нейронів в прихованому шарі $l=1$.

В літературі [58] широко розповсюджена наступна нотація для опису багатошарових перцептронів:

x - вектор вхідних змінних (факторів), m – кількість вхідних факторів:

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_m)^T, k = 1..m;$$

b_j^l - пороговий ваговий коефіцієнт j -го нейрону шару l ; W^l - матриця вагових коефіцієнтів, l – номер прихованого шару; w_{ji}^l - ваговий коефіцієнт між j – м нейроном шару l та i -м нейроном шару $l - 1$; z_j^l – зважена сума виходів шару $l - 1$, p – кількість нейронів шару $l - 1$

$$z_j^l = \sum_{i=1}^p w_{ji}^l a_i^{l-1} + b_j^l;$$

a_j^l - вихід j -го нейрону шару l , $a_j^l = a(z_j^l)$. Для вхідного шару $a_j^0 = x_k, j = k$.

$a(\cdot)$ – функція активації прихованого нейрона; $f(\cdot)$ – функція активації вхідного нейрона; y – вихід нейронної мережі, наприклад, $y = a_1^2$.

Використовуючи вказану нотацію всі перетворення, які відбуваються з вхідними даними в багат шаровому персептроні зображеному на рис. 22 можна записати однією формулою:

$$y = f\left(\sum_{i=1}^h w_{1i}^2 \cdot a\left(\sum_{k=1}^m w_{ik}^1 \cdot x_k + b_i^1\right) + b_1^2\right)$$

Теоретично доведено, що навіть така проста архітектура дозволяє апроксимувати будь яку неперервну функцію з довільною точністю. Необхідною умовою є нелінійний характер функції $a(\cdot)$.

Прогнозування СЕН за допомогою багат шарового персептрону включає в себе чотири етапи [19]:

- 1) формування вектору вхідних даних;
- 2) вибір кількості прихованих нейронів та вигляду активаційних функцій тощо.
- 3) навчання моделі (оцінювання вагових коефіцієнтів шляхом оптимізації функції втрат) [20].
- 4) прогнозування та оцінка точності прогнозу.

В загальному випадку для визначення лагів можна використовувати функцію автокореляції.

Найчастіше експерту доступна інформація про температуру навколишнього середовища з 3-х годинною дискретністю. Для врахування інерційності впливу температури на електричне навантаження візьмемо декілька значень, що передують прогнозній годині t , а саме $T_{t-9}, T_{t-12}, T_{t-15}, T_{t-18}$.

Для врахування календарних факторів можна використати два додаткових нейрони D та H, які відповідають дню в тижні (від 1 до 7) та годині доби (від 1 до 24).

Це мінімальний набір факторів необхідний для короткострокового прогнозування навантаження P_t . Отже, вхідний шар, враховуючи вище згадані вхідні дані, включає п'ятнадцять нейронів ($P_{t-170}, P_{t-169}, P_{t-168}, P_{t-50}, P_{t-49}, P_{t-48}, P_{t-26}, P_{t-25}, P_{t-24}, T_{i-9}, T_{i-12}, T_{i-15}, T_{i-18}, D, H$).

Зараз спеціальні засоби для побудови та навчання штучних нейронних мереж типу багатошаровий перцептрон доступні в більшості програмних комплексів для аналізу даних (STATISTICA, MatLab, SAS, SPSS та інш.). В них вже реалізовані необхідні алгоритми навчання, які потребують мінімальних знань від експерта. Для задачі прогнозування кількість прихованих нейронів повинна бути менше кількості вхідних нейронів.

Для підвищення якості навчання вхідні цільові значення необхідно масштабувати, на практиці найчастіше використовують дві формули:

- для відображення даних в діапазоні від 0 до 1

$$x_M = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}},$$

- для центрування та масштабування за допомогою стандартного відхилення (σ)

$$x_N = \frac{x - \bar{x}}{\sigma},$$

де \bar{x} – середнє арифметичне.

Ще одним шляхом підвищення точності та стабільності результатів прогнозування є використання «ансамблів» багатошарових перцептронів [133]. Для цього необхідно навчити декілька штучних нейронних мереж з різною кількістю прихованих нейронів та різним типом активаційних функцій. Для отримання кінцевого прогнозу необхідно агрегувати прогнози всіх мереж за допомогою середнього арифметичного або медіани [75].

Посилання [1], [14], [19], [20], [31], [36], [61], [66], [69], [71], [72], [86], [89], [115] див. список використаних джерел стор. 130 – 145.

3.4 Висновки до розділу 3

1. Наявність в ретроспективних даних одиночних та групових аномальних значень призводить до викривлення моделі зв'язку між навантаженням та зовнішніми факторами, що є однією з причин виникнення похибок прогнозу. В процесі експлуатації моделі використання аномальних значень призводить до ефекту накопичення похибки, який в залежності від моделі, може бути присутній на досить тривалих періодах часу. Наявність інформації про електричне навантаження енергоємних підприємств та описана методика достовіризації дозволяють провести коректну триетапну процедуру ідентифікації та відновлення аномальних значень електричного навантаження обласної або регіональної електроенергетичної системи, в яку входять зазначені підприємства, що дозволяє суттєво знизити як середню так і максимальну похибки.

2. Використання даних довготривалої передісторії дозволяє сформуванню статистично значиму вибірку для графіків електричного навантаження нерегулярних днів. Запропоновано підхід до вирішення проблеми малої кількості статистичних даних для моделювання СЕН у такі дні шляхом пошуку подібних добових графіків з урахуванням змінного вагового коефіцієнту при погодинних значеннях навантаження. Наведено алгоритм побудови багатofакторної математичної моделі СЕН нерегулярних днів та приклад класу підібраних типових графіків для одного із державних свят (Дня Незалежності України 2015-го року).

РОЗДІЛ 4

КОРОТКОСТРОКОВЕ ПРОГНОЗУВАННЯ СЕН ЗА ДОПОМОГОЮ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ

4.1 Штучні нейронні мережі глибокого навчання

За останні 10 років в галузях комп'ютерного зору, автоматичного керування, обробки тексту та звуків вдалось досягти значних результатів, які в окремих задачах досягають та перевершують рівень людини. Значне зростання обчислювальних можливостей, за рахунок сучасних графічних процесорів (GPU), збільшення кількості доступних даних та вдосконалення математичного апарату дозволило навчати штучні нейронні мережі складнішої архітектури з більшою кількістю прихованих шарів. Останім часом нейронні мережі глибокого навчання викликають цікавість і в контексті задачі прогнозування електричного навантаження [83, 99, 112, 123, 131].

В [122] аргументуються, що причиною ефективності глибинних нейронних мереж є їх природня можливість відображати композиційні залежності виду:

$$f(x_1, \dots, x_n) = h_1 \left(h_2 \left(h_3 \left(h_4 \left(\dots h_l(x_{n-k}, \dots, x_n) \right) \right) \right) \right), \quad (4.1)$$

де h_i можна інтерпретувати як вихід прихованого шару нейронів.

Нейронна мережа з більшою кількістю прихованих шарів здатна точніше апроксимувати складні функціональні залежності, що дає змогу досягти кращих результатів.

4.2 Нейронна мережа глибокого навчання для прогнозування електричного навантаження

Розвиток ідеї вентилів або воріт (gates) привів до їх широкого розповсюдження в мережах інших типів. Однією з модифікацій, яка дозволила навчати мережі з сотнями шарів, є мережі з обхідними з'єднаннями (англ. shortcut connections) [98] між шарами прихованих нейронів (рис. 4.1а). В роботі використовуються згорткові шари. Вихід блоку з обхідним зв'язком можна записати

$$y = W_2 * \sigma(W_1 * x) + x, \quad (4.2)$$

де y – вихідний вектор блоку, W_1, W_2 – матриці вагових коефіцієнтів прихованих шарів, σ – функція логістичної сигмоїди, x – вхідний вектор першого прихованого шару, * - операція згортки.

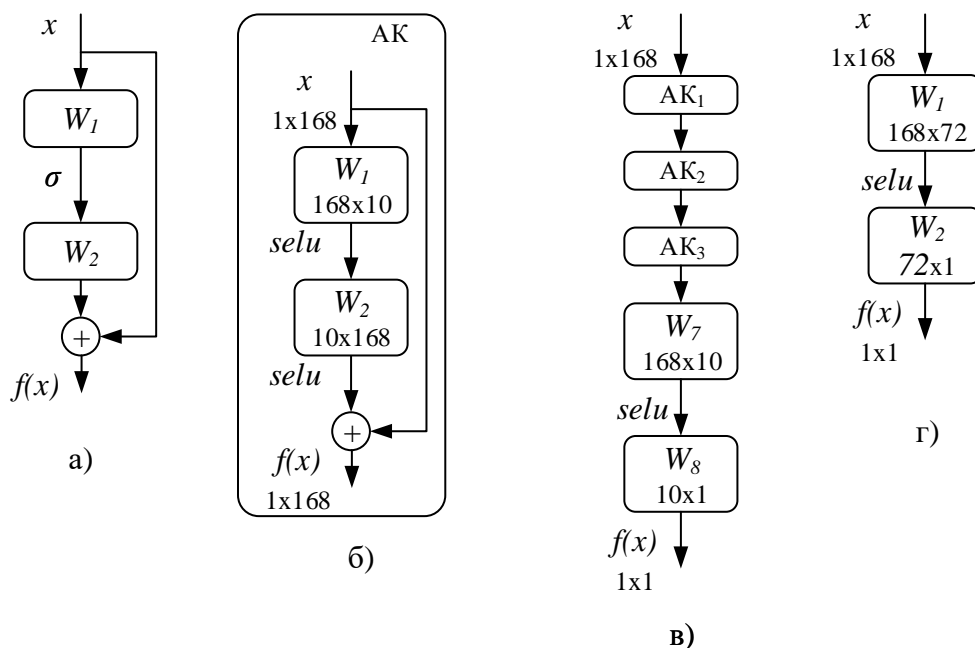


Рис. 4.1

В цій й же роботі автори запропонували архітектуру на базі блоків з обхідними зв'язками *ResNet*, яка включає 152 згорткових шарів. На момент створення дана нейронна мережа досягла найкращих результатів в змаганні по розпізнаванню зображень (ISVRC, 2015). Враховуючи універсальний характер

обхідних з'єднань вони можуть бути адаптовані для використання в задачі короткострокового прогнозування ЕН.

В [143] показано, що така архітектура еквівалентна ансамблю простих нейронних мереж. Завдяки наявності обхідних з'єднань інформація передається з входу на вихід декількома шляхами з різною кількістю шарів. Це дозволяє градієнту похибки досягати відповідних вагових коефіцієнтів через меншу кількість шарів, що значно зменшує вплив ефекту нестабільності градієнту при навчанні (зменшенні чи збільшенні норми градієнту при розповсюдженні через шари ШНМ).

В роботі [99] запропонована гібридна архітектура особливостями якої є поєднання шарів одновимірної згортки типу Inception (входом яких є попередні 168 значень ЕН) вихід яких подається до LSTM. Паралельно інформація про зовнішні фактори подається до повнозв'язного шару вихід якого об'єднується з виходом LSTM та подається в два послідовних повнозв'язних шари. Як і в попередніх роботах подібна архітектура показує кращі результати, ніж проста LSTM та звичайний багатошаровий перцептрон.

В роботі [145] порівнюються рекурентні ШНМ глибинного навчання типу LSTM та GRU з звичайною рекурентною нейронною мережею. Особливістю даної роботи є декомпозиція рядів ЕН з 15 хв дискретністю на 4 ряди з різною періодичністю, які подаються на окремі рекурентні модулі. Обидві рекурентні мережі глибинного навчання перевершують за точністю просту рекурентну мережу.

Загальним недоліком вказаних робіт, можна назвати те, що при порівнянні різних моделей не враховується кількість параметрів, що напряму впливає на ефективність навчання, узагальнюючу здатність та точність моделі.

В даному розділ пропонується архітектура штучної нейронної мережі глибинного навчання для короткострокового прогнозування ЕН (рис.1в) – *eResNet* [73]. Дана нейронна мережа складається з 3-х блоків автокодувального типу (АК) з обхідними з'єднаннями (рис. 4.1б). Особливістю архітектури даного типу є однакова кількість вхідних (d_x) та вихідних (d_y) нейронів та менша

кількість прихованих (d_h) нейронів $d_x = d_y > d_h$. Вихід АК подається у звичайний багат шаровий перцептрон, виходом якого є прогнозне значення навантаження. Вихід блоку АК задається формулою

$$y_{AK} = \text{selu}(\text{selu}(x \cdot W_1 + b_1) \cdot W_2 + b_2) + x. \quad (4.3)$$

Вихід всієї мережі задається формулою

$$y = \text{selu}(y_{AK} \cdot W_7 + b_7) \cdot W_8 + b_8. \quad (4.4)$$

Внаслідок великої кількості параметрів глибинні ШНМ більш схильні до перенавчання, але збільшення навчальної вибірки, як за допомогою нових даних так і штучно, та застосування адекватних технік регуляризації дозволяють покращити узагальнюючі властивості мережі.

4.3 Порівняння результатів прогнозування з багат шаровим перцептронном

Для оцінки ефективності запропонованої архітектури точність прогнозування годинних значень ЕН *eResNet* порівнювалась з точністю прогнозу звичайного багат шарового перцептрона з одним прихованим шаром нейронів (рис. 4.1г). Кількість прихованих нейронів кожного блоку АК $d_h = 10$, розмірність вхідного вектору $d_x = 168$, розмірність виходу $d_y = 168$. Сумарна кількість параметрів 3 блоків АК та багат шарового перцептрону з $d_h = 10$ дорівнює 12 315. Альтернативна модель перцептрону включає 72 прихованих нейрони, що сумарно дає 12 241 параметр. Для побудови моделей та прогнозування було використано дані ПАТ «Київенерго» за період з 01.01.2002 по 25.05.2017 (рис. 4.2) всього 134 760 годинних значень ЕН. Не зважаючи на тривалий період часу та вплив фінансової кризи років 2008 – 2009 років дані є досить рівномірними для того, щоб використовувати для навчання ШНМ.

Всі данні розбивались на навчальну та тестову вибірки. Тестова вибірка складалася з 8760 прикладів за період з 25.05.2016 по 25.05.2017, 10% прикладів вибраних випадково з навчальної вибірки використовувались для контролю та не використовувались для розрахунку градієнту похибки.

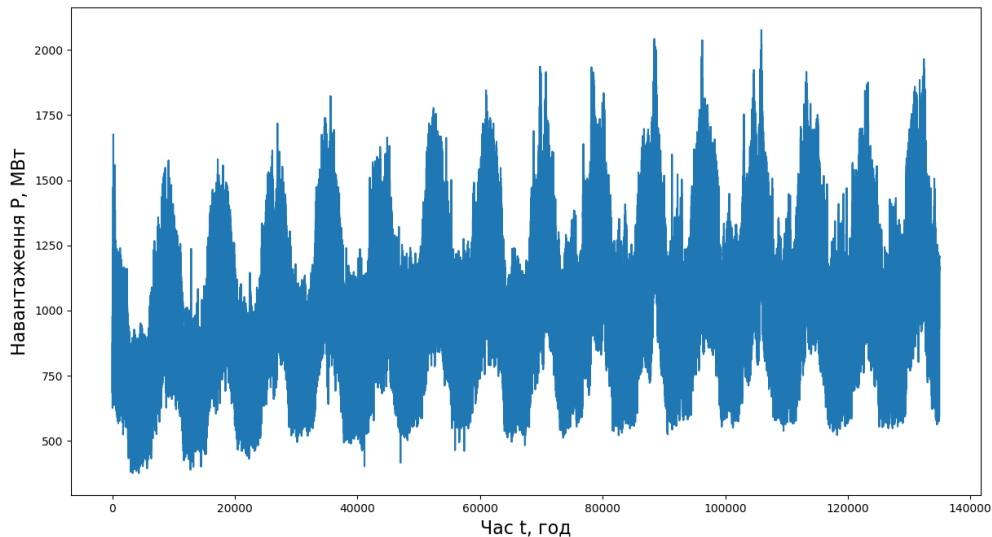


Рис. 4.2

Для обмеження перенавчання застосовувалась рання зупинка при умові не зменшенні значення функції втрат на контрольній вибірці в межах 0.001 протягом 40 епох, максимальна кількість епох навчання 100. При цьому зберігались всі нейронні мережі, які зменшували значення втрат на контрольній вибірці. Для розрахунку тестової похибки вибирались три нейронні мережі з найменшими значеннями втрат на контрольній вибірці.

Вихід обох нейронних мереж складається з одного нейрона, який відповідає навантаженню P_t в момент часу t . На вхід нейронної мережі подається вектор попередніх значень підготовлених значень ЕН з лагом від 24 до 192 годин, всього 168 значень

$$y = P_t, x = [P_{t-24}, \dots, P_{t-192}]. \quad (4.5)$$

Попередня підготовка вхідних та вихідних змінних включала три етапи:

- виключення аномальних викидів
- логарифмування для стабілізації дисперсії $x_{ln} = \ln(x)$, $y_{ln} = \ln(y)$,
- нормалізація, середнє арифметичне та дисперсія розраховувались тільки на навчальній вибірці

$$\tilde{x} = \frac{x_{ln} - m_{x_{ln}}^{\text{навч}}}{s_{x_{ln}}^{\text{навч}}}, \tilde{y} = \frac{y_{ln} - m_{y_{ln}}^{\text{навч}}}{s_{y_{ln}}^{\text{навч}}}, \quad (4.6)$$

де \tilde{x}, \tilde{y} – безпосередні значення входів та виходів нейронної мережі;
 $m_{x_{ln}}^{\text{навч}}, m_{y_{ln}}^{\text{навч}}$ – середньоарифметичні значення вибірки; $s_{x_{ln}}^{\text{навч}}, s_{y_{ln}}^{\text{навч}}$ –
середньоквадратичне відхилення вибірки.

Після зворотних перетворень виходів ШНМ (\hat{y}) отримуємо значення ЕН в
МВт, яке використовується для розрахунку похибок

$$\hat{y} = e^{\hat{y} \cdot s_{y_{ln}}^{\text{навч}} + m_{y_{ln}}^{\text{навч}}} \quad (4.7)$$

Навчання проводилось в міні-пакетному режимі з допомогою алгоритму
оптимізації AMSGrad [129] з розміром міні-пакету 10 прикладів, обраних з
навчальної вибірки випадковим чином згідно рівномірного закону розподілу.

Для дослідження ефективності нейронних мереж глибинного навчання при
наявності великої кількості даних процедура навчання проводилась 14 раз зі
збільшенням навчальної вибірки на 8760 прикладів на кожному кроці. На 14
кроці використовувались всі доступні дані.

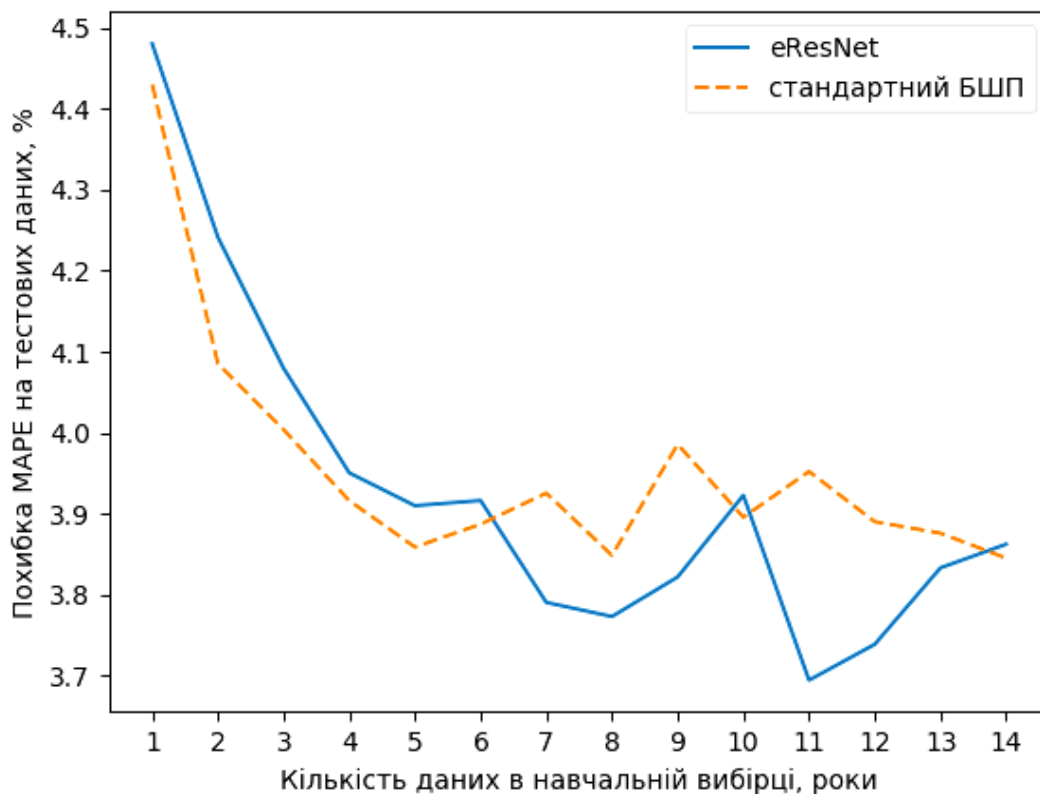


Рис. 4.3

Залежність похибки на тестовій вибірці від розміру навчальної вибірки
зображена на рис. 4.3, числові значення наведені в таблиці.

Таблиця 4.1

Нейронна мережа		Кількість років які включено в навчальну вибірку													
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
MAPE, %	БШП	4,43	4,09	4,00	3,92	3,86	3,89	3,93	3,85	3,99	3,90	3,95	3,89	3,88	3,85
	eResNet	4,48	4,24	4,08	3,95	3,91	3,92	3,79	3,78	3,82	3,92	3,69	3,74	3,83	3,86

Як видно з таблиці мінімальна похибка MAPE eResNet становить 3,69% при навчанні на вибірці, яка включає інформацію за 11 років. Мінімальна похибка багатошарового перцептронну становить 3,85% при використанні інформації за 8 років.

4.4 Прогнозування обсягів відпуску окремих станцій з ВДЕ

Україна, як повноправний член Енергетичного Співтовариства з 01.02.2011 р., відповідно до Закону України від 15.12.2010 р. №2787-VI «Про ратифікацію Протоколу про приєднання України до Договору про заснування Енергетичного Співтовариства» [53] прийняла зобов'язання щодо імплементації основних актів енергетичного законодавства Європейського Союзу. Приєднання до глобальної ініціативи «зеленого переходу» є вкрай актуальним для України [27].

Вочевидь, що збільшення частки ВДЕ впливає на процеси ціноутворення в новому ринку електричної енергії України [8, 25] і як наслідок на кінцеву ціну електричної енергії для споживачів електричної енергії.

В рамках даного дослідження розроблено штучну нейронна мережу глибинного навчання eResNet. Її було адаптовано до прогнозування відпуску електроенергії виробниками з ВДЕ. Виходом нейронної мережі є три вектори погодинних значень для прогнозної доби, найбільш ймовірні значення, які оцінюється на основі мінімізації середньоквадратичної похибки та значення 10 та 90 перцентилів закону розподілу, які формують прогнозний інтервал. Перцентилі моделюються за допомогою функції втрат квантильної регресії.

Підходи до прогнозування відпуску електричної енергії електростанціями з ВДЕ можна розділити на три групи [90]:

- прогноз за допомогою фізичних моделей станцій (математична формула яка відображає залежність відпуску е/е установками від метеорологічних факторів та враховує фізичну природу процесів перетворення е/е) та метеорологічних прогнозів [119];
- прогноз за допомогою статистичних методів аналізу часових рядів [121];
- комбінування двох підходів [116].

При першому підході, прогнозні значення метеорологічних параметрів подаються в математичну модель, яка на основі відомих фізичних залежностей і геометричних параметрів площадкстанції дає оцінку найбільш ймовірних значень відпуску е/е. Більш складні моделі враховують особливості рельєфу в околі площадки, ефект вітрової тіні від суміжних установок та інш. Під час прогнозування на добу наперед найчастіше використовують складні глобальні числові погодні прогнози (NWP) [35, 118]. Враховуючи значну кількість обчислювальних ресурсів та значну просторову розподіленість точок вимірювань побудова таких прогнозів є досить дорогою і зазвичай розробляється великими колобораціями державних та наукових установ.

На інтервалах менше доби прогнози метеорологічних факторів зазвичай отримують на основі вимірювань на віддалених площадках. На сонячних електростанціях використовують системи відеомоніторингу хмарності для оперативних прогнозів. Як для сонячних, так і для вітрових станцій суттєвим є вплив екстримальних подій (Ramp events). Вітрові екстримальні події виникають за рахунок турболентності потоків вітру, причиною сонячних є локальний характер хмарності.

Широкого розповсюдження в задачі прогнозування відпуску е/е танціями з ВДЕ набули статистичні методи прогнозування часових рядів. Суть методів даного класу полягає в підборі параметрів статистичних моделей, шляхом мінімізації похибки прогнозу на історичних даних. Найпростішими є однофакторні моделі які враховують тільки попередні значення відпуску. В даному класі найбільшого поширення набули моделі типу ARIMA (Бокса-

Дженкінса в різних модифікаціях), експоненційного згладження (Хольта-Уінтерса в різних модифікаціях) та моделі на основі фільтру Калмана.

Розвиток теорії машинного навчання та штучного інтелекту привів до появи ефективних математичних засобів для побудови складних ієрархічних моделей таких як машини опорних векторів (SVM) [142] та штучні нейронні мережі в тому числі мережі глибинного навчання (Deep Learning).

Для тестування методики прогнозу ДП «Енергоринок» було надано фактичні та прогнозні дані відпуску електроенергії по 8 об'єктах. Дані було анонімізовано, в один об'єкт могло входити декілька реальних станцій, географічні координати об'єктів невідомі. Додатково по кожному об'єкту було надано значення встановленої потужності.

Тестування проходило в період з 06.05.2019 по 22.05.2019 (17 діб). Починаючи з 10.05.2019 додатково проводилось прогнозування агрегованих даних по всім 8 об'єктам та окремо по сумі сонячних та вітрових електростанцій. Для цього додатково було навчено три нейронних мережі глибинного навчання.

Кожного дня опісля 14.00 поступали фактичні дані за попередню добу та прогнозні дані на завтра. Наприклад, в файлі який надходив 12.05.2019 були фактичні дані за 11.05.2019 та прогноз на 13.05.2019. На основі цих даних Інститут електродинаміки давав прогноз на 14.05.2019, файл відправлявся 13.05.2019 до 11.00. Враховуючи особливості процедури тестування Інститут електродинаміки надавав прогноз з упередженням від 48 до 72 год в той час, як гарантований покупець надавав прогнози виробників з упередженням від 24 до 48 год. Збільшення горизонту прогнозування може погіршувати похибку прогнозування, що треба враховувати при інтерпретації результатів.

Для порівняння точності результатів прогнозування використовувався показник RMSE. В таблиці 4.2 наведено значення показника точності прогнозу за весь період тестування (для «с» - СЕС, «в» - ВЕС та «агр»- агрегований прогноз за 13 діб).

Таблиця 4.2

Об'єкт	в1	в2	в3	в4	с1	с2	с3	с4	с	в	агр	Сумарний результат
ІЕД	32,9	18,6	25,5	37,3	13,5	13,6	19,1	15,1	10,9	22,47	16,7	5/11
ГП	30,2	12,9	28,4	20,9	15,2	14,5	28,5	13,6	11,9	18,7	13,2	6/11
ГП - ІЕД	-2,76	-5,70	2,91	-16,4	1,73	0,91	9,48	-1,47	0,95	-3,76	-3,42	
ГП vs ІЕД	ГП	ГП	ІЕД	ГП	ІЕД	ІЕД	ІЕД	ГП	ІЕД	ГП	ГП	

Аналіз кореляції прогнозів ІЕД та ГП показав наступні значення коефіцієнта лінійної кореляції Пірсона:

Таблиця 4.3

Об'єкт	в1	в2	в3	в4	с1	с2	с3	с4	с	в	агр
r	0,16	-0,13	-0,1	0,01	0,98	0,97	0,9	0,81	0,98	0,38	0,62

Значення коефіцієнту Пірсона в межах $-0.9 < r < 0.9$ вказують на те, що прогнози побудовані різними методами несуть в собі різну інформацію про прогнозовану величину і при об'єднанні прогнозів може виникнути синергетичний ефект, який зменшить похибку в порівнянні з будь-яким з початковим прогнозом. Об'єднання прогнозів, шляхом усереднення прогнозів ІЕД та ГП, проводилось для тих об'єктів в яких $-0,9 < r < 0,9$ для інших об'єктів приймався прогноз ІЕД (таблиця 4.4).

Таблиця 4.4

Об'єкт	в1	в2	в3	в4	с1	с2	с3	с4	с	в	агр	Сумарний результат
ІЕД*, %	28,3	12,4	23,9	26,9	13,5	13,6	19,1	12,8	10,9	19,2	13,9	8/11
ГП, %	30,2	12,9	28,4	20,9	15,2	14,5	28,5	13,6	11,9	18,7	13,2	3/11
ГП – ІЕД*, %	1,88	0,5	4,5	-6,00	1,73	0,91	9,45	0,78	0,95	-0,52	-0,67	
ГП ? ІЕД*	ІЕД	ІЕД	ІЕД	ГП	ІЕД	ІЕД	ІЕД	ІЕД	ІЕД	ГП	ГП	

Якщо об'єднати прогноз ІЕД по сумі сонячних станцій (с) та прогноз ГП по сумі вітрових станцій (в), то похибка агрегованого прогнозу зменшиться з 13,9% до 13,0% (таблиця 4.5).

Стабільність результатів прогнозування можна візуально оцінити на основі аналізу емпіричного закону розподілу відхилень $W-PR$ (рис. 4.4). З

графіків видно, що нейронна мережа систематично занижує прогноз по вітровим електростанціям.

Таблиця 4.5

Об'єкт	v1	v2	v3	v4	c1	c2	c3	c4	c	v	agr	Сумарний результат
ІЕД*, %	28,3	12,4	23,9	26,9	13,5	13,6	19,1	12,8	10,9	19,2	13,0	9/11
ГП, %	30,2	12,9	28,4	20,9	15,2	14,5	28,5	13,6	11,9	18,7	13,2	2/11
ГП – ІЕД*, %	1,88	0,5	4,5	-6,00	1,73	0,91	9,45	0,78	0,95	-0,52	0,23	
ГП ? ІЕД*	ІЕД	ІЕД	ІЕД	ГП	ІЕД	ІЕД	ІЕД	ІЕД	ІЕД	ГП	ІЕД	

В табл. 4.6 наведено значення середньоквадратичного відхилення відхилень, яке характеризує ширину експериментального розподілу відхилень прогнозних значень від фактичних. Менші значення свідчать про більшу стабільність прогнозів та меншу кількість екстремальних відхилень.

Таблиця 4.6

Об'єкт		v1	v2	v3	v4	c1	c2	c3	c4	c	v	agr	Сумарний результат
ІЕД	кВт*год	28235	5754	11934	24749	5768	7346	3796	1021	13682	55769	54099	7
	%*	28	12	23	27	13	13	19	13	11	19	13	
ГП	кВт*год	30103	6145	14889	18002	6489	7807	5601	1093	14711	54140	55186	2
	%*	30	13	28	19	15	14	28	13	12	18	13	

*Відносно встановленої потужності.

Штучна нейронна мережа глибинного навчання eResNet, яка використовувалась в даній версії програми ReFORCe випереджає за точністю та стабільністю прогнози, які надають гарантованому покупцю виробники e/e з ВДЕ, по об'єктах «v3», «c1», «c2», «c3» та сумарно по групі «c» (табл. 4.2), незважаючи на глибший горизонт прогнозування (до 72 год у ІЕД та 48 год у ГП). В загальному можна відзначити, що прогноз по сонячним електростанціям значно точніший, ніж по вітровим.

Об'єднання прогнозів ІЕД та гарантованого покупця по об'єктах для яких коефіцієнти кореляції між прогнозами знаходиться в межах $-0.9 < r < 0.9$ (табл. 4.3) зменшує середню похибку для об'єктів «v1», «v2», «v3», «v4», «c4», «v», «agr» (табл. 4.4). При цьому похибка по «v1», «v2», «c4» стає меншою, ніж похибка самостійного прогнозу ГП. При об'єднанні прогнозів ІЕД по групі «c»

та самостійних прогнозів по вітровим станціям похибка прогнозу зменшується нижче рівня самостійного прогнозу ГП (табл. 4.4 «агр»).

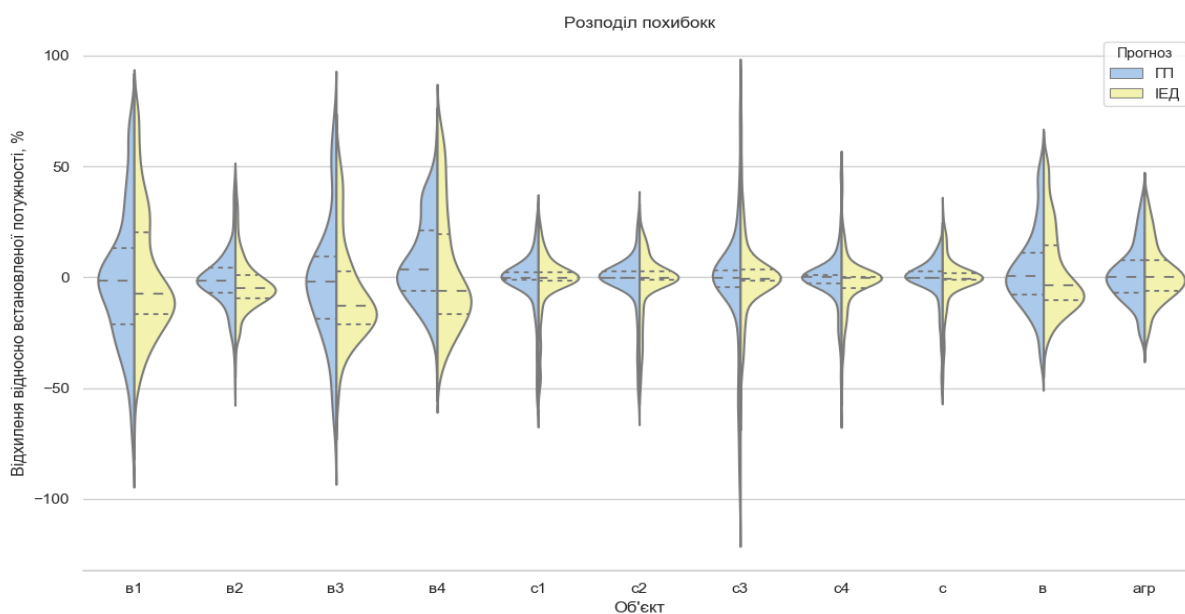


Рис. 4.4

Аналізуючи дані таблиці 4.5 та рис. 4.4 можна зробити висновки, що в середньому штучна нейронна мережа дає стабільніші прогнози, але на даному етапі спостерігається систематична похибка (переоцінка) значень відпуску e/e для вітрових електростанцій та групи «в» в цілому. Архітектура штучної нейронної мережі показала гарні результати за точністю для сонячних електростанцій, а для вітрових електростанцій дозволила уточнити прогнозні значення. Розробка та вдосконалення спеціалізованої архітектури дасть можливість суттєво покращити результати прогнозування.

4.5 Короткострокове прогнозування сумарних обсягів відпуску електричної енергії з ВДЕ

Розвиток математичного апарату штучних нейронних мереж дозволяє об'єднати точковий і інтервальний прогноз в одній моделі і оцінювати вагові коефіцієнти в рамках однієї неперервної процедури навчання. Інтервальна оцінка

значення прогнозу мережі дає експерту можливість враховувати рівень невизначеності при використанні прогнозів [128].

Перевагою моделей даного класу є їх гнучкість, висока узагальнююча здатність (можливість робити точні прогнози на даних які відсутні в процесі навчання) та потенційно значно вища точність в порівнянні з класичними моделями.

Архітектура нейронної мережі зображена на рисунку 4.5. Дана нейронна мережа складається з 3-х блоків автокодувального типу (АК) з обхідними з'єднаннями.

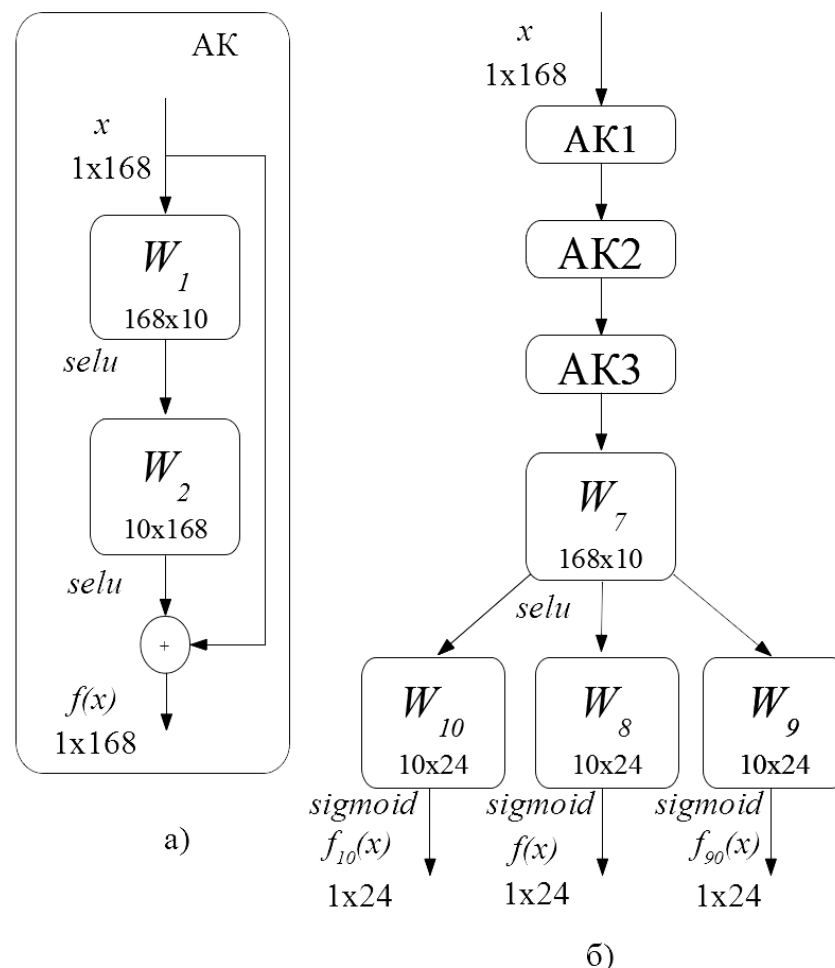


Рис. 4.5 Складові нейронної мережі:

а) базовий блок; б) архітектура мережі eResNet

Особливістю архітектури даного типу є однакова кількість вхідних (d_x) та вихідних (d_y) нейронів та менша кількість прихованих (d_h) нейронів $d_x = d_y >$

d_h . Відомо, що використання обхідних з'єднань дозволяє значно збільшити кількість шарів нейронної мережі, що підвищує точність та стабільність результатів прогнозування. Така архітектура еквівалентна ансамблю простих нейронних мереж. Завдяки наявності обхідних з'єднань інформація передається з входу на вихід декількома шляхами з різною кількістю шарів, що значно зменшує вплив ефекту нестабільності градієнту при навчанні (зменшенні чи збільшенні норми градієнту при проходженні через шари нейронної мережі).

Вихід останнього блоку АК подається у звичайний повнозв'язний шар для зменшення розмірності даних. Вихід повнозв'язного шару паралельно подається на кінцеві повнозв'язні шари. Для кожної прогнозованої величини використовується окремий вихідний шар, це є необхідною умовою для коректного навчання.

Вихід блоку АК задається формулою

$$x_{AK} = selu(selu(x \cdot W_1 + b_1) \cdot W_2 + b_2) + x,$$

де, x_{AK} – вихід блоку АК; x – вхід блоку АК, для першого дорівнює вхідному значенню нейронної мережі; W_1, W_2 – матриці вагових коефіцієнтів відповідних шарів; b_1, b_2 - вектори значень порогів відповідних шарів.

Вихід всієї мережі задається формулами [9]

$$\begin{cases} \hat{y}_{90} = sigmoid(selu(x_{AK3} \cdot W_7 + b_7) \cdot W_9 + b_9) \\ \hat{y} = sigmoid(selu(x_{AK3} \cdot W_7 + b_7) \cdot W_8 + b_8) \\ \hat{y}_{10} = sigmoid(selu(x_{AK3} \cdot W_7 + b_7) \cdot W_{10} + b_{10}) \end{cases},$$

де, $\hat{y}, \hat{y}_{10}, \hat{y}_{90}$ – відповідно прогнози найбільш ймовірного значення, 10 та 90 перцентилів розподілу.

Кількість прихованих нейронів кожного блоку АК $d_h = 10$, розмірність вхідного вектору $d_x = 168$, розмірність виходу для кожної прогнозованої величини $d_y = 24$.

На вхід нейронної мережі подається вектор попередніх значень з прогнозованого часового ряду з лагом від 1 до 168 годин відносно першої години прогнозованої доби. Попередньо всі вхідні (x) та цільові (y) значення масштабуються в діапазоні від 0 до 1 відносно встановленої потужності. Таким чином виходом нейронної мережі є коефіцієнт використання потужності. При прогнозуванні

агрегованого часового ряду всієї балансуєчої групи гарантованого покупця для нормування використовується сумарна встановлена потужність станцій з ПДЕ.

Для обмеження виходу нейронної мережі в межах від 0 до 1 використовується функція *sigmoid*

$$\text{sigmoid}(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}.$$

Для оцінки похибки прогнозу найбільш ймовірного значення використовується середньоквадратична похибка

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2,$$

де y_i – фактичне значення з навчальної вибірки; \hat{y}_i – прогнозне найбільш ймовірне значення; n – кількість годин в вибірці.

В загальному випадку функція втрат для квантильної регресії виглядає наступним чином

$$QE_q = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \begin{cases} k(y_i - \hat{y}_{qi}), & (y_i - \hat{y}_{qi}) \geq 0 \\ (1 - k)(y_i - \hat{y}_{qi}), & (y_i - \hat{y}_{qi}) < 0 \end{cases}$$

де, q – необхідний перцентиль розподілу, в даному випадку 10 або 90; k – коефіцієнт в межах від 0 до 1 який відповідає необхідному перцентилю розподілу (0,1 або 0,9); \hat{y}_{qi} – прогнозне значення q -го перцентиля розподілу.

Для спрощення обчислень в програмі використовувалась еквівалентна формула

$$QE_q = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \max(k(y - \hat{y}_q), (1 - k)(y - \hat{y}_q)).$$

Загальна функція втрат:

$$\mathcal{L} = MSE + QE_{10} + QE_{90}.$$

Навчання проводилось в мініпакетному режимі з допомогою алгоритму оптимізації ADAM [109]. Даний алгоритм використовує градієнт функції похибки для уточнення вагових коефіцієнтів та квадрат градієнту для оцінки її кривизни. Оновлення вагових коефіцієнтів проводиться за наступною процедурою

$$w_t = w_{t-1} - \alpha \frac{\hat{m}_t}{\sqrt{\hat{v}_t + \epsilon}},$$

де t – номер ітерації процедури навчання;

w_t, w_{t-1} – вектори вагових коефіцієнтів на ітерації t та $t-1$;

α – крок навчання, рекомендоване значення 0,001;

ϵ – константа яка запобігає похибкам обчислення при діленні на 0, зазвичай $\epsilon = 10^{-8}$;

\hat{m}_t – вектор скоригованих експоненційно згладжених значень градієнту, який обчислюється за процедурою:

\hat{v}_t – вектор скоригованих експоненційно згладжених значень квадрату градієнту.

Значення \hat{m}_t та \hat{v}_t розраховуються за формулами

$$\begin{cases} \hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \beta_1^t} \\ m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t \\ \hat{v}_t = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t} \\ v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2 \end{cases},$$

де m_t – експоненційно згладжений вектор градієнту; v_t – експоненційно згладжений вектор квадрату градієнту; g_t – градієнт функції похибки; β_1, β_2 – коефіцієнти згладжування, які значення яких дорівнюють відповідно 0,9 та 0,999.

Квадрат градієнту розраховується поелементно. На першій ітерації m_0 та v_0 ініціалізуються нульовими векторами. Дана процедура навчання адаптивно коригує значення кроку навчання для кожного окремого параметру і зменшує його з кожною ітерацією. Даний алгоритм показав високу ефективність в задачах оптимізації з великою кількістю параметрів до яких відносяться нейронні мережі глибинного навчання.

Кількість прикладів в пакеті змінювалась циклічно в залежності від епохи навчання. Самі приклади обираються з навчальної вибірки випадковим чином згідно рівномірного закону розподілу. З решти даних було сформовано навчальну вибірку, в якій 15% прикладів, вибраних випадково,

використовувались для перехресної перевірки при підборі гіперпараметрів процедури навчання.

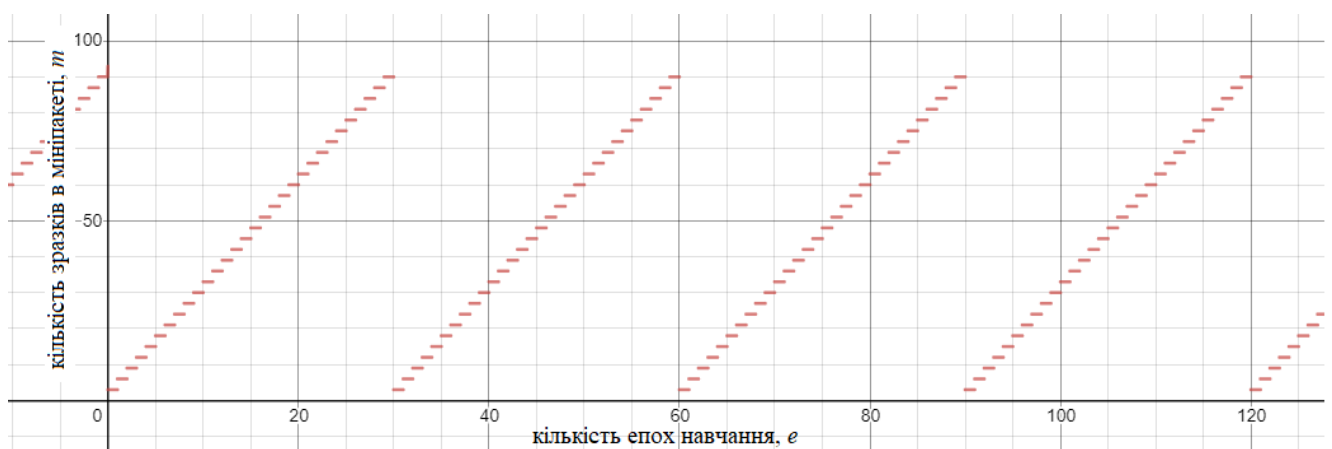
Розмір мініпакету навчальної вибірки для кожної епохи розраховується за формулою

$$m_e = m_{init} \cdot k \cdot (1 + \text{floor}(\text{mod}(e, r))), \quad (4.10)$$

де m_e - розмір мініпакету для епохи e ; m_{init} - початковий розмір мініпакету, в даних розрахунках $m_{init} = 100$; k - крок збільшення, ціле число, в даних розрахунках $k = 1$, розмір пакету збільшується на 100 прикладів при кожній ітерації до перезапуску циклу; $\text{floor}()$ - функція округлення вниз; $\text{mod}(a, b)$ - залишок від ділення a на b ; e - поточна епоха процедури навчання нейронної мережі; r - кількість епох до перезапуску розміру мініпакету, в даних розрахунках $r = 6$.

При даних параметрах розмір пакету збільшується з 100 до 600 протягом 6 епох з кроком 100, на 7 епоху кількість прикладів стає рівною 100 і цикл перезапускається.

Отриманий за (4.10) графік зміни розміру мініпакету дозволяє виходити з локального мінімуму функції втрат та зменшувати помилку узагальнення штучної нейронної мережі (рисунок 4.6), оскільки збільшення міні пакету еквівалентно зменшенню кроку навчання [135].



Загальна кількість епох визначалась методом перехресної перевірки і становила $e_{max}=28$.

Для оцінки ефективності запропонованої архітектури штучної нейронної мережі глибокого навчання було проведено розрахунки на погодинних даних про сумарний відпуск електроенергії виробників з ВДЕ за період з 01.07.2015 по 06.06.2019 (рисунок 4.7), які були опубліковані ДП «Енергоринок».

Для нормування використовувались помісячні дані про встановлену потужність об'єктів генерації з поновлювальних джерел енергії, які публікує НКРЕКП. За період з 01.07.2015 по 31.12.2016 дані про встановлену потужність відсутні, тому для нормування значень фактичного відпуску за вказаний період використовувалось значення за січень 2017. Як видно на рисунку 4.7 дане припущення є цілком виправданим, оскільки не спостерігається суттєвих змін в фактичному відпуску протягом вказаного періоду. Часовий ряд після нормування наведено на рисунку 4.8.

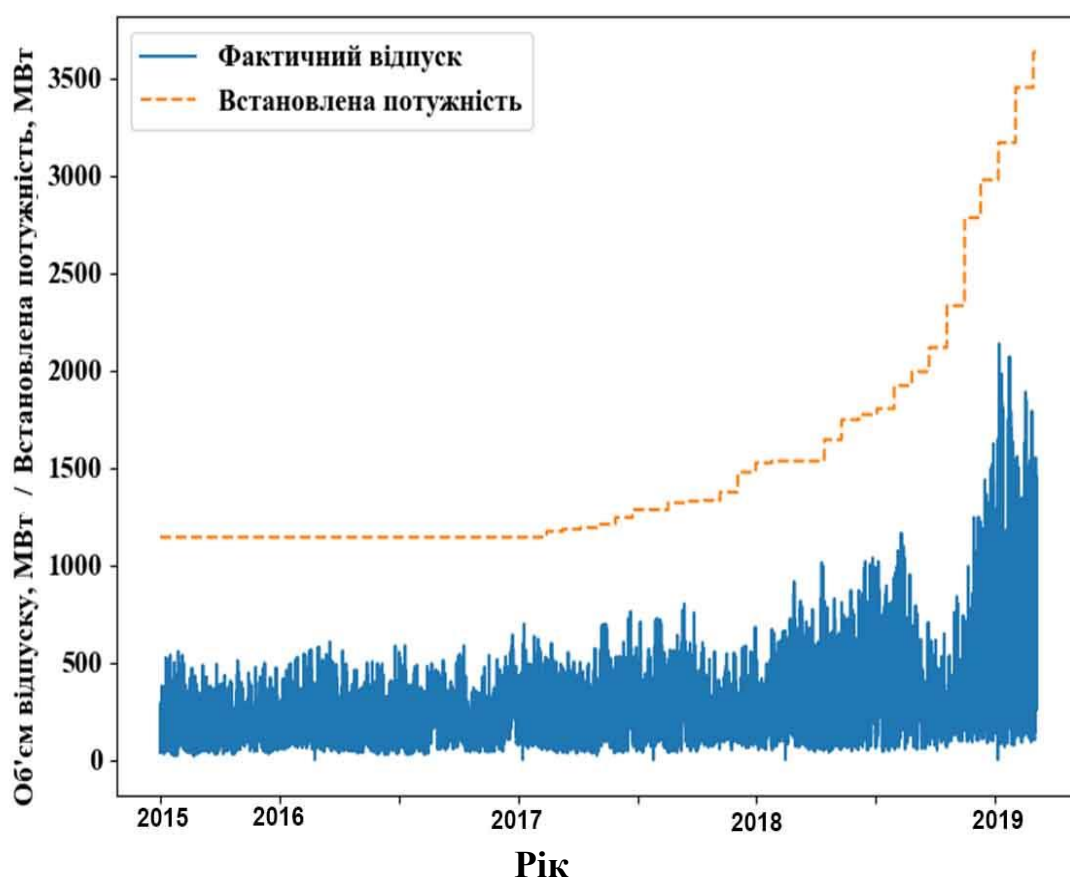


Рис. 4.7 Обсяги відпуску електроенергії та сумарна встановлена потужність ВДЕ

Дані за період з 06.05.2019 по 06.06.2019 всього 744 значення не використовувались в навчанні моделей. На першому етапі дослідження було розроблено програмні засоби автоматичного збору даних про відпуск електроенергії з відновлювальних джерел енергії з сайту філії «Гарантований покупець» ДП «Енергоринок» та їх статистичного аналізу.

Для порівняння ефективності запропонованої нейронної мережі глибокого навчання розроблено дослідну програму для прогнозування погодинних значень електроенергії виробленої з альтернативних джерел енергії за допомогою базових моделей серед яких лінійна регресія (LinReg), ϵ -SVR, SARIMA та багат шаровий перцептрон з одним прихованим шаром нейронів (MLP).

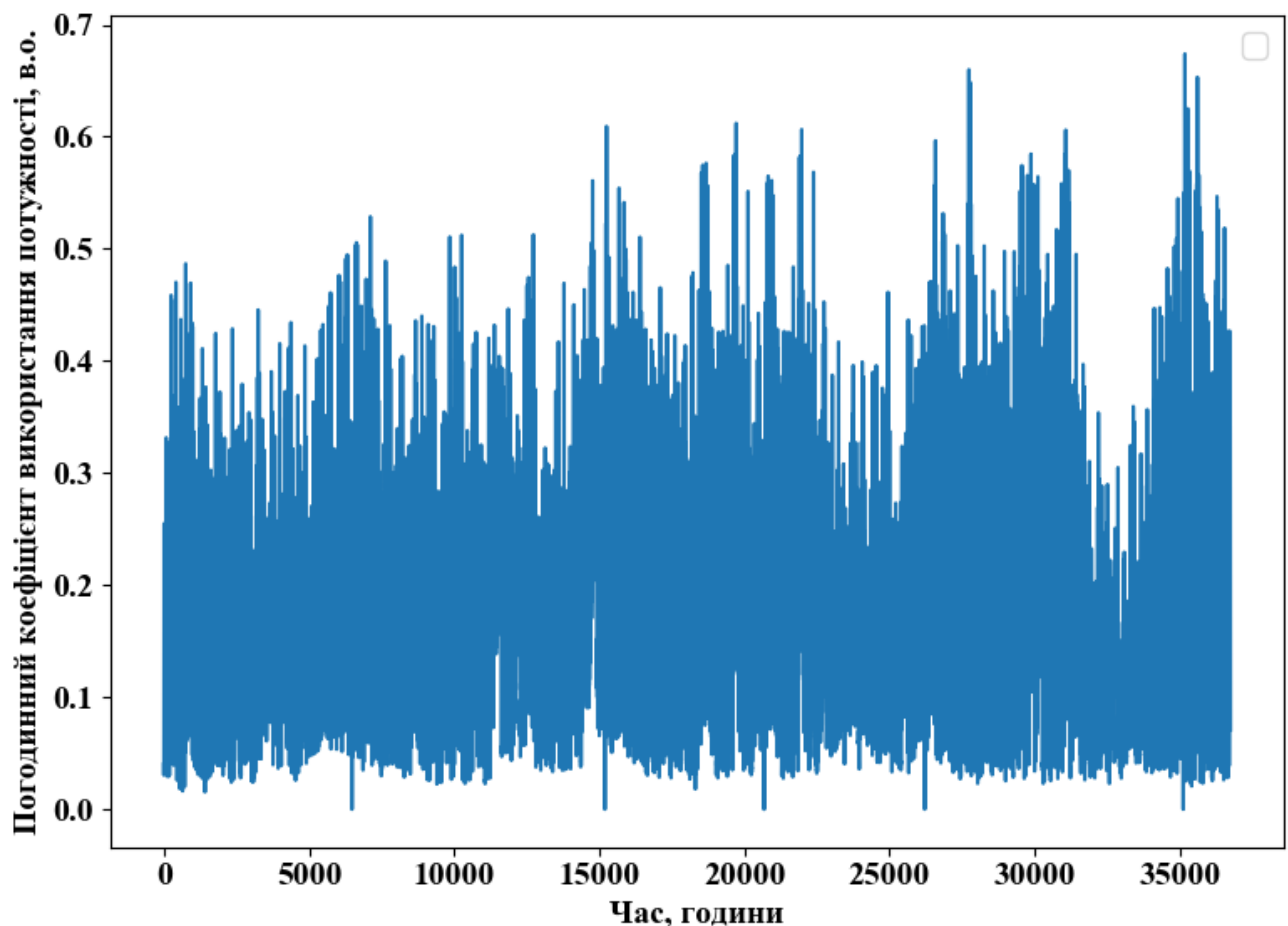


Рис. 4.8 Коефіцієнт використання потужності ВДЕ

Для оцінки точності використовувались показники $RMSE$ (1.8) та $RMSEn$ (1.9). Гіперпараметри моделей обирались на основі перебору комбінацій

параметрів з контролем критерію якості. Для LinReg, E-SVR та MLP порівнювалось значення функції втрат на перевірочних вибірках, які обирались послідовно з початкової вибірки. Схема перехресної перевірки для даних моделей зображено на рис. 4.9.

Для LinReg, ϵ -SVR та MLP вхідний вектор включав 168 попередніх значень виходом ϵ 24 прогнозних значення на наступну добу. У випадку лінійної регресії для кожної години побудована окрема модель. Для побудови даних моделей використовувався пакет програмного забезпечення scikit-learn мови програмування Python. Виходом моделі SARIMA є одне прогнозне значення на наступну годину і для отримання прогнозу на 24 год на вхід моделі подавались попередні прогнози значення. Для побудови SARIMA використовувалась програмна реалізація з пакету statsmodels.

Для вибору параметрів моделі SARIMA використовувався інформаційний критерій Акаїке (AIC)

$$AIC = 2k - 2 \ln(L),$$

де k – кількість параметрів моделі; L – значення функції правдоподібності після навчання з вибраними гіперпараметрами.

Доступні дані			
Навчання	Перевірка		
Навчання		Перевірка	
Навчання			Перевірка
Навчання			Перевірка

Рис. 4.9. Схема перехресної перевірки

Серед набору моделей кандидатів обирається модель з меншими значеннями AIC.

Для навчання MLP використовувався алгоритм ADAM.

Оцінювання параметрів SARIMA проводилось з використанням алгоритму оптимізації BFGS, який відноситься до класу квазі-ньютонівських методів.

Для LinReg підбирались вигляд функції регуляризації (L_2 чи L_1 норма) та значення параметру регуляризації λ . В моделі ϵ -SVR визначались вигляд функції ядра, коефіцієнт регуляризації C та значення параметру ϵ , який означає долю опорних векторів в навчальній вибірці. Для MLP підбиралась функція активації, кількість прихованих нейронів (h) та параметр регуляризації (λ). Для SARIMA визначались порядки авторегресії, інтегрування та ковзного середнього для сезонної (P, D, Q) та несезонної (p, d, q) складових при періоді 24 год. Визначені значення параметрів наведено в таблиці 4.7.

Для розрахунку RMSE у % використовувалась формула (1.8). Під GEN представлені оцінки якості сумарного прогнозу виробників, які вони надавали в ДП «Енергоринок» до 01.07.2019.

Таблиця 4.7

Модель	Параметри
LinReg	$\lambda = 0$
ϵ -SVR	лінійне ядро, $C = 1$, $\epsilon = 0,05$
MLP	логістична функція, $h=100$, $\lambda = 0$
SARIMA	$p=1, d=1, q=1, P=1, D=0, Q=1$

Використовуючи прогнозний інтервал eResNet можна отримати ще один варіант прогнозу найбільш ймовірного значення у вигляді усереднення значень 10-го та 90-го перцентеля

$$eResNet_q = \frac{\hat{y}_{90} + \hat{y}_{10}}{2}.$$

Теоретично дана модель дає найбільш ймовірний прогноз при симетричному законі розподілу похибки, але дане припущення у загальному випадку невірне при побудові прогнозного інтервалу через квантильну регресію.

Розрахунок показників якості прогнозу для різних моделей виконувався з використанням статистичних даних за період з 06.05.2019 по 06.06.2019. В таблицю 4.8 зведені узагальнені результати оцінки якості прогнозів для цих моделей.

З розглянутих класичних моделей середня та максимальна похибка найнижча при прогнозуванні за допомогою лінійної регресії. Такий результат можна пояснити тим, що в LinReg будується окрема модель для кожної години доби в той час, як у випадку MLP та ε -SVR виходом моделі є 24 значення добового графіку відпуску. Найгірші прогнози, з точки зору середньої точності, показує SARIMA, що можна пояснити ефектом накопичення похибки при багатокроковому прогнозі. Всі представлені моделі показують суттєве підвищення стабільності прогнозів в порівнянні з прогнозом виробників (GEN).

Таблиця 4.8

Модель	RMSE		MAX	
	% від P_{ins}	МВт·год	% від P_{ins}	МВт·год
LinReg	4,56	158	15,22	527
ε -SVR	4,58	159	15,51	536
MLP	4,59	160	15,35	539
SARIMA	4,87	169	16,2	559
GEN	4,78	166	21,18	732
eResNet	4,46	155	12,81	466
eResNet_q	4,74	165	12,78	465

Модель штучної нейронної мережі глибинного навчання показує найкращий результат як з точки зору середньої похибки, так і максимальної. Надзвичайно важливим є факт суттєвого зниження максимальної похибки, оскільки даний показник найбільше впливає на необхідність резервів для балансування споживання та генерації і тим самим на ціну на балансуєчому ринку [10, 24].

На рисунку 4.10 наведено фактичний та прогнозні графіки (GEN і eResNet) для 06.05.2019. В цей день в 14 годині спостерігається максимальна похибка прогнозу GEN, яка складає 732 МВт·год, при середній похибці 342 МВт·год. Для eResNet в цей день максимальна похибка становить 409 МВт·год в 13 годині, середня похибка 200 МВт·год.

На рисунку 4.11. наведено відхилення прогнозів GEN та eResNet від фактичного значення. Прогнозний інтервал представлено у вигляді відхилень перцентилів від прогнозу eResNet:

$$\begin{cases} \Delta q_{10} = \hat{y}_{10} - eResNet; \\ \Delta q_{90} = eResNet - \hat{y}_{90}. \end{cases}$$

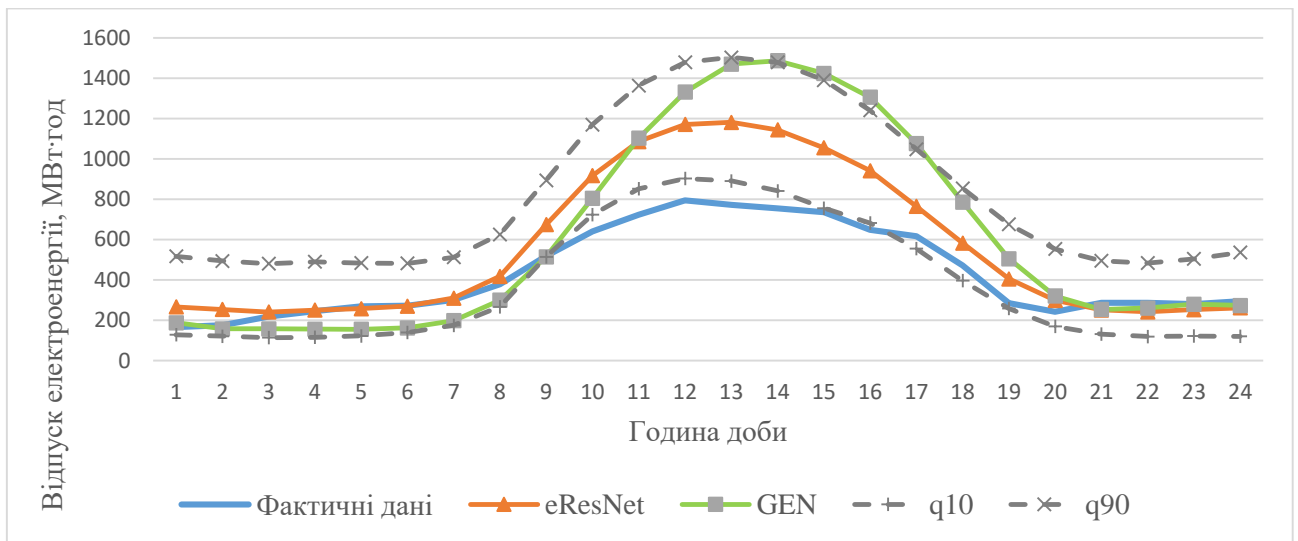


Рис. 4.10 Фактичний та прогнознi графіки (GEN і eResNet)

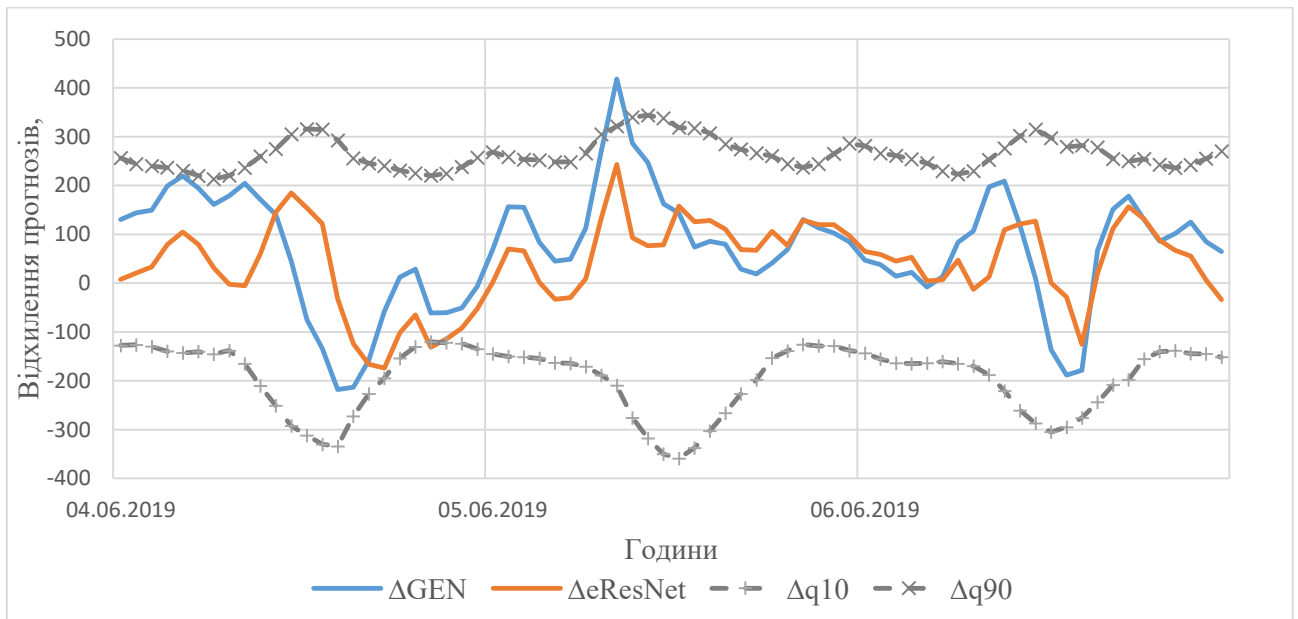


Рис. 4.11 Відхилення прогнозів GEN та eResNet від фактичного значення

З графіків видно динаміку прогнозного інтервалу, який збільшується в години з найбільшою невизначеністю прогнозу. За три доби середні похибки становлять $RMSE_{GEN} = 140$ МВт·год, $RMSE_{eResNet} = 90$ МВт·год, а максимальні $MAX_{GEN} = 418$ МВт·год, $MAX_{eResNet} = 243$ МВт·год.

Значення показника PISР за весь тестовий період з 06.05.2019 по становить 0,82, що є близьким до цільового 0,8.

На основі проведених розрахунків можна зробити висновок, що використання штучної нейронної мережі глибинного навчання дозволяє знизити середню похибку прогнозів та суттєво підвищити стабільність результатів.

В рамках дослідження було проведено повний перебір можливих комбінацій «ансамблів» з наявних 7 моделей. Всього перевірено 120 варіантів об'єднання моделей. Значення середньої та максимальної похибок для всіх комбінацій наведено в Додатку В. Рядки відсортовано в порядку зростання RMSE. Жирним шрифтом позначено модель з мінімальною максимальною похибкою. В таблиці 4.9 наведено значення похибок для перших 5 моделей, а також моделі з мінімальною і максимальною похибками.

Таблиця 4.9

№	Комбінації моделей	RMSE		MAX	
		% від Pins	МВт·год	% від Pins	МВт·год
1	GEN+SARIMA+eResNet	3.84	133	15.42	533
2	GEN+SARIMA+eResNet_q	3.85	134	15.58	538
3	GEN+SARIMA+eResNet+eResNet_q	3.88	135	14.64	506
4	GEN+LinReg+SARIMA+eResNet	3.90	136	14.52	502
5	GEN+ ϵ -SVR+SARIMA+eResNet	3.90	136	14.39	497
6	ϵ-SVR+SARIMA+eResNet+eResNet_q	4.10	142	12.41	429

Всі наведені в таблиці 4.9 моделі включають прогнози eResNet та/або eResNet. З наведених даних видно, що об'єднання прогнозів суттєво знижує середню похибку прогнозування з (4,46% до 3,84%). Проте максимальна похибка моделі 1 значно вища за максимальну похибку eResNet, що звісно є небажаним ефектом і свідчить про підвищення нестабільності прогнозів. Але якщо першочерговим критерієм відбору комбінацій буде найменша максимальна похибка, то в такому випадку також можна очікувати зниження середньої похибки.

Використання моделі 6 в даному випадку знижує середню похибку з 4,46% до 4,10%, при цьому максимальна похибка залишається на рівні eResNet, 12,41% моделі 6 проти 12,81% eResNet.

Входження SARIMA в усі комбінації з найнижчими значеннями похибки пояснюється низькою кореляцією прогнозів даної моделі з іншими. На рисунку 4.12 наведено значення коефіцієнтів кореляції Пірсона (r) для 7 моделей, для SARIMA значення r не перевищує 0,94. В загальному випадку високі значення r є характерними для моделей, які входять в «ансамблі» при прогнозуванні будь-якого часового ряду.

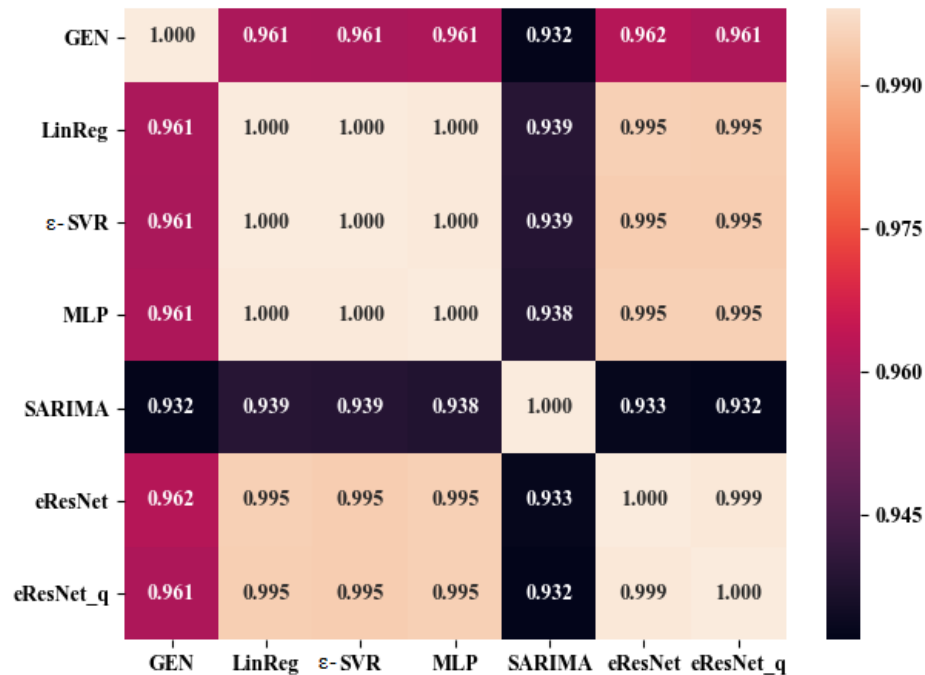


Рис. 4.12 Значення коефіцієнтів кореляції Пірсона

На рисунку 4.13 наведено графік фактичного та прогнозного відпуску та прогнози комбінацій 1 та 6.

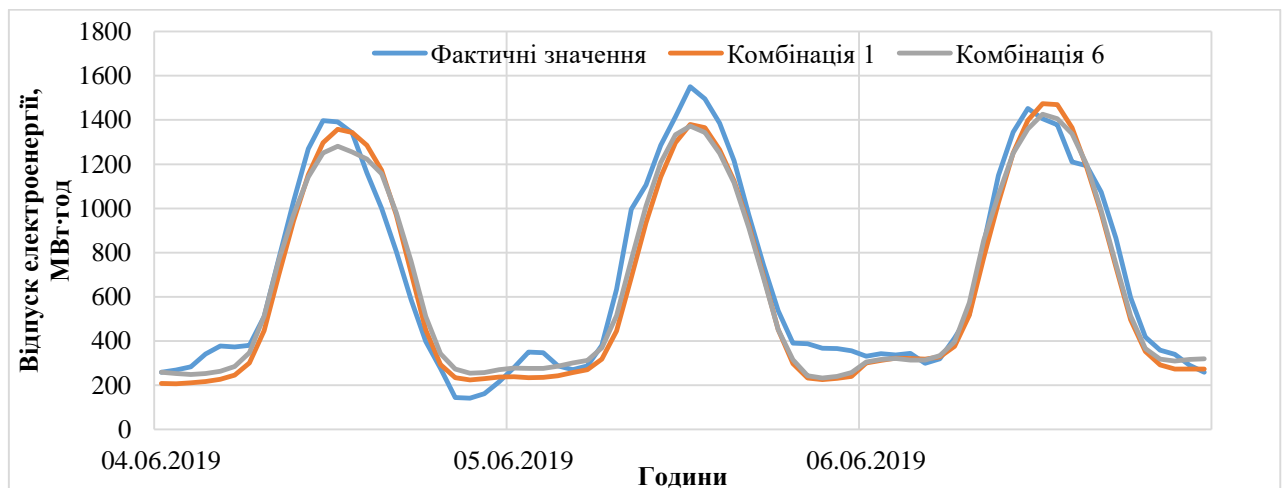


Рис. 4.13 Графік фактичного відпуску та прогнозів комбінацій моделей за номерами 1 та 6 згідно таблиці 4.9

Для більш детального аналізу стабільності прогнозів на використовувався графік «ящик з вусами» емпіричного законів розподілу відхилень (1.8).

Даний тип графіків дозволяє візуально порівняти основні параметри законів розподілу декількох випадкових величин, та зробити більш коректні висновки про відносну стабільність прогнозів різних моделей.

З рисунку 4.14 видно, що модель 1 дає в середньому більш стабільніші прогнози, ніж модель 6, оскільки $IQR_1 < IQR_6$ і різниця $Max - Min$ також менша для моделі 1. Але моделі 1 притаманні поодинокі аномальні викиди.

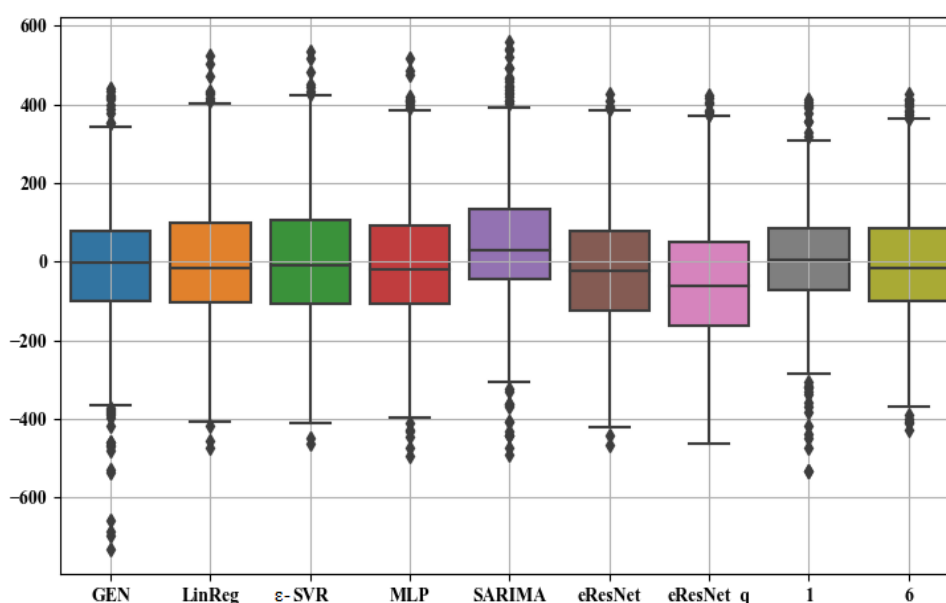


Рис. 4.14 Порівняння якості прогнозів, отриманих різними моделями

Також даний графік пояснює ефективність об'єднання SARIMA та eResNet. Модель SARIMA в середньому недооцінює фактичні значення ($\hat{y} < y$) в той час, як eResNet навпаки переоцінює ($\hat{y} > y$) і при усередненні відхилення взаємокомпенсуються.

За результатами розробки програмних засобів отримано авторське свідоцтво що підтверджує авторське право на твір (комп'ютерна програма ReFORCE), копія якого наведена в Додатку В. Результати тестування показали працездатність запропонованих моделей та можливість практичного застосування, що підтверджено відповідним висновком, наведеним в Додатку Б.

Посилання [8-10], [24], [25], [27], [35], [53], [73], [83], [90], [98], [99], [109], [112], [116], [118], [119], [121-123], [128], [129], [131], [135], [142], [143], [145] див. список використаних джерел стор. 130 – 145.

4.6 Висновки до розділу 4

1. Враховуючи стохастичний характер навчання ШНМ на основі наведених результатів можна зробити однозначний висновок, що запропонована архітектура штучної нейронної мережі глибокого навчання eResNet здатна робити точніші прогнози, ніж багат шаровий персептрон при наявності достатньої кількості даних. Підвищення точності пов'язано виключно з наявністю більшої кількості шарів та використанням обхідних з'єднань. Для обох нейронних мереж збільшення навчальної вибірки до певного розміру призводить до зменшення похибки, після чого спостерігається ефект насичення.

2. Запропонована архітектура штучної нейронної мережі забезпечує більш точні прогнози сумарного відпуску електричної енергії виробниками з ВДЕ. Зокрема, її середньоквадратична похибка є нижчою на 8,5%, ніж похибка прогнозу відповідних виробників, при цьому максимальна похибка знизилась на 43%, що свідчить про значно вищу стабільність прогнозів нейронної мережі.

3. Комбінування декількох моделей в «ансамбль» показало додаткове підвищення якості прогнозів. В усіх 5 найкращих комбінаціях використовується модель eResNet. З іншого боку, прогноз найбільш очікуваного значення через розрахунок 50 перцентиля, вважаючи розподіл похибки симетричним, виявився менш ефективним в порівнянні з прогнозом штучної нейронної мережі. Проте в деяких випадках його використання в «ансамблі» дозволяє знизити похибку прогнозу.

4. Запропонована модель дозволяє побудувати прогнозні інтервали з ймовірністю потрапляння фактичних значень в межі інтервалу близькою до цільових значень, ефективність прогнозного інтервалу на рівні 0,82 при очікуваних значеннях 0,8.

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі вирішено важливе наукове завдання щодо розроблення моделей і удосконалення методів для короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження енергосистеми з суттєвою часткою енергоємних підприємств та відновлюваних джерел енергії, розроблення засобів для підвищення точності та надійності результатів прогнозування, що досягнуто за рахунок декомпозиції сумарного електричного навантаження на умовно метеозалежну і технологічну складову, удосконалення процедури підвищення достовірності даних, врахування зміни структури навантаження протягом року, застосування штучної нейронної мережі глибокого навчання.

Основні наукові та практичні результати роботи.

1. За результатами аналізу формальної постановки задачі короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження обґрунтовано стратегії підвищення точності та стабільності прогнозів.

2. Встановлено, що побудова окремих моделей для електричного навантаження енергоємних підприємств та решти споживачів дозволяє підвищити якість моделювання впливу температури на сумарне електричне навантаження обласної енергосистеми. Розрахунки на реальних даних показали, що такий підхід дозволяє зменшити середню похибку прогнозу на 8% (з 1,98% до 1,82%), максимальну похибку з 7% до 5,6%.

3. Встановлено, що за рахунок взаємної компенсації графіків навантаження енергоємних підприємств дисперсія сумарного графіку навантажень підприємств стабілізується та сприяє підвищенню точності прогнозування їх навантаження. Прогнозування електричного навантаження окремо кожного підприємства на основі запропонованих однофакторних моделей не призводить до підвищення якості прогнозу їх сумарного графіку навантаження. Розрахунки на реальних даних показали, що середня похибка прогнозування агрегованого часового ряду становить 3,8%, похибка суми

прогнозів електричного навантаження окремо кожного підприємства склала 6,6%.

4. Доведено, що застосування багатофакторних прогнозних моделей із урахуванням впливу метеорологічних і календарних чинників не призводить до суттєвого підвищення точності результатів короткострокового прогнозування агрегованого навантаження енергоємних підприємств.

5. Удосконалено метод дворівневої триетапної достовіризації, який дозволяє здійснювати процедуру виключення і заміни аномальних значень електричного навантаження енергоємних підприємств і обласної енергосистеми, що сприяє підвищенню точності і стабільності результатів прогнозування. Розрахунки на реальних даних показали, що застосування методу дозволяє суттєво зменшити середню (з 5,5% до 3,98%) та максимальну (з 251% до 17,2%) похибки.

6. Доведено, що для підвищення точності короткострокового прогнозування необхідно враховувати суттєву зміну складу навантаження протягом року. Розрахунки на ретроспективних даних показали, що побудова окремих моделей для опалювального сезону та міжсезоння дозволяє зменшити середню похибку з 3,93% до 3,65%.

7. Показано, що використання даних довготривалої передісторії дозволяє сформулювати статистично значиму вибірку для графіків електричного навантаження нерегулярних днів. Запропоновано підхід до вирішення проблеми малої кількості статистичних даних для моделювання СЕН у такі дні шляхом пошуку подібних добових графіків з урахуванням змінного вагового коефіцієнту при погодинних значеннях навантаження.

8. Розроблено нову архітектуру штучної нейронної мережі глибокого навчання eResNet для короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження. Середня похибка прогнозу мережею eResNet становить 3,69% при навчанні на вибірці яка містить інформацію за 11 років.

9. Розроблену архітектуру штучної нейронної мережі глибокого навчання використано для удосконалення методу однофакторного короткострокового

прогнозування обсягів відпуску електричної енергії електростанціями з ВДЕ. Використання запропонованої нейронної мережі знижує середню похибку прогнозу на добу наперед до 4,46% з 4,78% та максимальну похибку з 21,18% до 12,81% в порівнянні з прогнозом таких виробників електричної енергії.

10. Усереднення прогнозів нейронної мережі, моделі SARIMA та прогнозу виробників електричної енергії з ВДЕ дозволило знизити середню похибку з 4,78% до 3,84%. Розроблені математичні методи та моделі практично реалізовано у вигляді комп'ютерної програми.

11. Результати роботи знайшли практичне використання під час виконання науково-дослідних робіт в Інституті електродинаміки НАН України та впроваджено у вигляді аналітичних матеріалів для ДП «Енергоринок» та ДП «Гарантований покупець», у навчальному процесі в Інституті енергозбереження та енергоменеджменту НТУУ «КПІ ім. І. Сікорського»

12. Результати досліджень є основою для подальшого вдосконалення існуючих засобів та розробки нових підходів до прогнозування навантаження та обсягів відпуску електричної енергії з відновлюваних джерел енергії в ОЕС України для потреб учасників ринку електричної енергії.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Аксенов С.В., Новосельцев В.Б. Организация и использование нейронных сетей (методы и технологии). Томск: Изд-во НТЛ, 2006. 128 с.
2. Артемчук В. О., Білан Т. Р., Мірошник В. О. та ін. Теоретичні та прикладні основи економічного, екологічного та технологічного функціонування об'єктів енергетики/за ред. А. О. Запорожця, Т. Р. Білан. К.: Наш формат, 2017. 312 с.
3. Бабенко А.В., Бодянський Е.В. Попов С.В. Нейро-фази эхо-сеть для прогнозирования состояния и диагностики электроэнергетических систем. *Інформаційно-керуючі системи на залізничному транспорті*. 2009. №4. С. 20 - 22.
4. Бардик Є.І. Нейромережеве прогнозування навантаження для оцінки ризику експлуатації електроенергетичної системи зі значною часткою вітрогенерації. Відновлювана енергетика та енергоефективність у ХХІ столітті: матеріали ХХ міжнар. наук.-практ. конф., м. Київ, 15-16 травня 2019 р. С. 952
5. Бардик Є.І., Гаєвська Г.М., Запорожець Д.О. Нейромережеве прогнозування навантаження в системі. *Міжнародний науково-технічний журнал "Сучасні проблеми електротехніки та автоматики"*. 2019. С. 177 – 179.
6. Блінов І.В Проблемы функціонування та розвитку нової моделі ринку електричної енергії в Україні. За матеріалами доповіді на засіданні Президії НАН України 3 лютого 2021 року. Вісник НАН України. 2021. №3. С. 20 – 28.
7. Блінов І.В. Зональне ціноутворення як спосіб врахування мережевих обмежень на біржі електроенергії. *Проблеми загальної енергетики*. 2011. № 2(25). С. 49 – 53.
8. Блінов І.В. , Парус Є.В. , Іванов Г.А. Імітаційне моделювання функціонування балансуєчого ринку електроенергії з урахуванням

- системних обмежень на параметри режиму ОЕС України. *Технічна електродинаміка*. 2017. № 6. С. 72 – 79.
9. 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.
10. Блінов І.В., Парус Є.В. Вимоги до математичного забезпечення балансуєчого ринку електричної енергії України. *Технічна електродинаміка*. 2012. № 2. С. 30 – 32.
11. Блінов І.В., Парус Є.В. Врахування мережевих обмежень та мінімізація різниці цін між ринками електроенергії. *Технічна електродинаміка*. 2015. № 5. С. 81 – 88.
12. Блінов І.В., Парус Є.В., Іванов Г.А. Дослідження організації конкурентної моделі ринку електроенергії України з урахуванням мережевих обмежень в ОЕС України. *Праці Інституту електродинаміки НАН України*. 2016. № 45. С. 34 – 39.
13. Блінов І.В., Попович В.І. Гармонізована рольова модель європейського ринку електроенергії. *Проблеми загальної енергетики*. 2011. № 3(26). С. 5 – 11.
14. Брюхомицкий Ю. А. Нейросетевые модели для систем информационной безопасности : Учебное пособие. - Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2005. 160 с.
15. Волошко А. В., Лутчин Т. М., Кладько О. М. Короткострокове прогнозування графіків електричних навантажень на основі вейвлет-перетворення. *Енергосбереження. Енергетика. Енергоаудит*. 2021. № 6. С. 35 – 42.
16. Глазунова А.М. Краткосрочное прогнозирование нагрузок с использованием ИНС в составе подсистемы ОУР: Институт систем энергетики им. Мелентьева СО РАН, г. Иркутск.

17. Глазунова А.М. Повышение точности результатов нейросетевого прогнозирования загрузки: Институт систем энергетики им. Мелентьева СО РАН, г. Иркутск.
18. Глебов А.А. Модель краткосрочного прогнозирования потребления с помощью нейро-нечетких систем: автореф. дисс. на соискание ученой степени кандидата технических наук / Астраханский государственный университет. Астрахань. 2006. 21 с.
19. Глибовець М. М., Олецкий О.В. Штучний інтелект. Київ: «Києво-Могилянська академія», 2002. 364 с.
20. Горбань А.Н. Обучение нейронных сетей. М.: ПараГраф, 1990. 160 с.
21. Гордеев А.С., Чувилкин А.В. Прогнозирование электропотребления объектов с применением искусственных нейронных сетей. *Вопросы современной науки и практики*. 2008. № 4. С. 32 – 36.
22. Гросс Дж., Гальяна Ф.Д. Краткосрочное прогнозирование нагрузки. *ТИИЭР*. 1986. №12. С. 6 – 23.
23. Закон України «Про альтернативні джерела енергії»: Закон України від 20 лютого 2003р. № 555-IV. *Голос України*. 2003. № 60.
24. Иванов Г.А., Блінов І.В., Парус Є.В. Комплексна розрахункова модель ринку на добу наперед та балансуєчого ринку електроенергії України. *Промелектро*. 2016. № 4-5. С. 8 – 12.
25. Иванов 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.
26. Кириленко О.В., Блінов І.В., Парус Є.В. Оцінка роботи електростанцій при наданні допоміжних послуг з первинного та вторинного регулювання частоти в ОЕС України. *Технічна електродинаміка*. 2013. № 5. С. 55 – 60.
27. Кириленко О.В., Басок Б.І., Базєєв Є.Т., Блінов І.В. Енергетика України та реалії глобального потепління. *Технічна електродинаміка*. 2020. № 4. С. 52 – 61.

28. Кириленко О.В., Блінов І.В., Танкевич С.Є. Smart Grid та організація інформаційного обміну в електроенергетичних системах. *Технічна електродинаміка*. 2012. №3. С. 47 – 48.
29. Кириленко О.В., Блінов І.В., Парус Є.В. Визначення результатів аукціону з купівлі-продажу електричної енергії. *Проблеми загальної енергетики*. 2010. № 3. С. 5 – 12.
30. Кириленко О.В., Блінов І.В., Парус Є.В., Іванов Г.А. Імітаційна модель ринку електричної енергії «на добу наперед» з неявним врахуванням мережеских обмежень енергетичних систем. *Технічна електродинаміка*. 2019. № 5. С. 60 – 67.
31. Коцар О.В., Расько Ю. О., Галабіцький П. Підвищення достовірності прогнозування навантаження кінцевих споживачів в РДДБР. *Енергетика*. 2015. № 2 (40). С. 43 – 52.
32. Крикавський Є., Косар Н., Мороз Л. Маркетинг енергозабезпечення: монографія / за ред. О. Губарєва, О. Чернигевич. Львів: Вид-во Нац. ун-ту "Львівська політехніка", 2001. 196 с.
33. Крючин О.В. Прогнозирование временных рядов с использованием нейронных сетей типа Вольтерри и сравнение показателей с многослойным персептроном. *Исследовано в России*. 2010. № 13. с. 953 - 967.
34. Лежнюк П. Д., Кулик В. В., Тептя В. В. Моделювання оптимальних режимів роботи електричних станцій в умовах балансуєчого ринку. *Технічна електродинаміка*. 2010. Тематичний вип. «Проблеми сучасної електротехніки». Ч. 3. С. 44 – 47.
35. Лежнюк П.Д., Комар В.О., Кравчук С.В., Дідіченко Є.С. Аналіз метеопараметрів для погодинного прогнозування виробітку електроенергії фотовольтаїчними електростанціями на добу наперед. *Енергетика та комп'ютерно-інтегровані технології в АПК*. 2017. № 1 (6). С. 27 – 31.
36. Макоклюев Б.И., Антонов А.В., Ущатовский К.В., Грабчак Р.В. Прогнозирование электрической нагрузки ОЭС Украины. *Электрические сети и системы*. 2010. № 4. С. 4 – 12.

37. Манусов В.З., Бирюков Е.В. Краткосрочное прогнозирование нагрузки на основе нейронной сети и ее сравнение с другими методами. *Известия Томского политехнического университета*. 2006. № 6. С. 153 – 158.
38. Мартинюк О.В. Врахування впливу астрономічних факторів на електричне навантаження обласної енергосистеми із суттєвою часткою промислового електроспоживання. *Енергетика та електрифікація*. 2015. № 10. С. 36 – 40.
39. Мельник, Л.Г. Економіка енергетики: підручник / за ред.: Л.Г. Мельника, І.М. Сотник. Суми: Університетська книга, 2015. 378 с.
40. Мошенский И.В., Лебединский И.Л., Ноздренков В.С. Прогнозирование электрических нагрузок промышленных предприятий с помощью вейвлет-нейронных сетей. *Вісник СумДУ*. 2011. Серія "Технічні науки". №3. с. 53 – 58.
41. Мошенский И.В., Лебединский И.Л., Ноздренков В.С. Прогнозирование электрических нагрузок промышленных предприятий с помощью радиально-базисных нейронных сетей. *Вісник СумДУ*. 2011. Серія "Технічні науки". №1. с. 147 – 153.
42. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / рец. И.Б. Фоминых, пер. с польского И.Д. Рудинского. М.: Финансы и статистика, 2002. 344 с.
43. Парус Є.В., Блінов І.В. Складові імітаційної моделі процесів ціноутворення на ринку електричної енергії України. *Праці Інституту електродинаміки НАН України*. 2019. № 53. С. 28 – 34.
44. Плисе И.П. Модифицированная рекуррентная нейронная сеть Элмана в задаче краткосрочного прогнозирования потребления электроэнергии. *Світлотехніка та електротехніка*. 2009. №2. С. 79 – 87.
45. Порядок купівлі гарантованим покупцем електричної енергії, виробленої з альтернативних джерел енергії. Постанова НКРЕКП від 26.04 2019 року № 641 у редакції постанови НКРЕКП 13 грудня 2019 року N 2802

- 46.Постанова Національної комісії, що здійснює державне регулювання у сферах енергетики та комунальних послуг №307 від 14.03.2018 «Про затвердження Правил ринку».
- 47.Постанова Національної комісії, що здійснює державне регулювання у сферах енергетики та комунальних послуг №308 від 14.03.2018 «Про затвердження правил ринку «на добу наперед» та внутрішньодобового ринку» .
- 48.Постанова Національної комісії, що здійснює державне регулювання у сферах енергетики та комунальних послуг №312 від 14.03.2018 «Про затвердження правил роздрібного ринку електричної енергії».
- 49.Про затвердження Кодексу комерційного обліку електричної енергії: Постанова НКРЕКП від 14.03.2018 № 311.
- 50.Про затвердження Кодексу систем передачі: Постанова НКРЕКП від 14.03.2018 № 309.
- 51.Про затвердження Кодексу систем розподілу: Постанова НКРЕКП від 14.03.2018 № 310.
- 52.Про затвердження Ліцензійних умов провадження господарської діяльності зі здійснення функцій гарантованого покупця. Постанова НКРЕКП від 27.12.2017 № 1471 (ред. від 09.10.2019)
- 53.Про ратифікацію Протоколу про приєднання України до Договору про заснування Енергетичного Співтовариства: Закон України від 15.12.2010 № 2787-VI (2787-17).
- 54.Про ринок електричної енергії: Закон України № 2019-VIII від 13.04.2017 р.
- 55.Про схвалення Концепції функціонування та розвитку оптового ринку електричної енергії: Постанова Кабінету Міністрів України від 16.11.2002 р. №1789.
- 56.Рогалёв Н.Д. Экономика энергетики. Учебное пособие для вузов. / Рогалев Н.Д., Зубкова А.Д., Мастерова И.А. и др. М.: Издательство МЭИ, 2005. 288 с.

57. Тамазов А.И., Зицер М.М., Остапенко С.И., Христюк А.И. Потери на корону в ВЛ 750 кВ Донбасс—Запад и возможности их снижения. *Энергетика и электрификация*. 1981. № 3. С. 6 – 9.
58. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс. 2-е изд., испр. / Пер. с англ. - М.: ООО «И. Д. Вильямс», 2006. 1104 с.
59. Черненко П.А., Волхонский А.С. Оперативное определение потерь активной мощности (нагрузочных и на корону) в высоковольтных линиях. *Праці Інституту електродинаміки НАНУ*. 2005. № 2. С. 31 – 33.
60. Черненко П.О. Ієрархічне багатофакторне прогнозування електричного навантаження енергооб'єднання: дис. ... д-ра техн. наук: 05.14.02 / Інститут електродинаміки НАН України. Київ, 2011. 349 с.
61. Черненко П.О., Мартинюк О.В., Попов С.В., Бодянський Є.В. Порівняльний аналіз двох підходів до вирішення задачі короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження електроенергетичної системи. *Технічна електродинаміка*. 2013. № 3. С. 61 – 72.
62. Черненко П.О., Мартинюк О.В. Декомпозиція добового графіка електричного навантаження енергосистеми та моделювання його складових під час короткострокового прогнозування. *Вісник Вінницького політехнічного інституту*. 2017. №6. С. 86 – 93.
63. Черненко П.О., Мартинюк О.В. Підвищення ефективності короткострокового прогнозування електричного навантаження енергооб'єднання. *Технічна електродинаміка*. 2012. № 1. С.63 – 70.
64. Черненко П.О., Мартинюк О.В., Заславський А.Л. Моделювання і прогнозування електроспоживання та експериментальних значень електричного навантаження енергооб'єднання. *Енергетика та електрифікація*. 2009. № 11. С. 24 – 34.
65. Черненко П.О., Мартинюк О.В., Мірошник В.О. Аналіз ефективності вирішення задачі короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження енергосистеми з використанням ШНМ типу

- багатошаровий персептрон. *Оптико-електронні інформаційні-енергетичні технології*. 2013. №1. С. 24 – 27.
66. Черненко П.О., Мартинюк О.В., Мірошник В.О. Багатофакторне моделювання та аналіз електричного навантаження енергосистеми за даними довготривалої передісторії. *Технічна електродинаміка*. 2018. № 1. С. 87 – 93.
67. Черненко П.О., Мартинюк О.В., Мірошник В.О. Врахування споживання електроенергії енергоємними підприємствами при короткостроковому прогнозуванні електричного навантаження енергосистеми. *Технічна електродинаміка*. 2014р. №5. С. 35 - 38.
68. Черненко П.О., Мартинюк О.В., Мірошник В.О. Моделювання та короткострокове прогнозування технологічної складової електричного навантаження обласної енергосистеми. *Технічна електродинаміка*. 2016. № 4. С.68 - 70.
69. Черненко П.О., Мартинюк О.В., Мірошник В.О. Особливості короткострокового прогнозування електричного навантаження енергосистеми із суттєвою складовою промислового електроспоживання. *Праці Інституту електродинаміки НАН України*. 2016. № 43. С. 24 – 31.
70. Черненко П.О., Мартинюк О.В., Мірошник В.О. Шляхи підвищення точності короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження ОЕС України: матеріали III міжнародної науково-технічної конференції «Оптимальне керування електроустановками», Вінниця, 14-15 жовтня 2015 р. ВНТУ, 2015. С. 97.
71. Черненко П.О., Мартинюк О.В., Мірошник В.О., Заславський А.І. Достовіризація вихідної інформації про електричне навантаження енергоємних підприємств. *Вісник Вінницького політехнічного інституту*. 2015. № 2. С. 84-91.
72. Черненко П.О., Мартинюк О.В., Мірошник В.О., Заславський А.І. Достовіризація вихідної інформації про електричне навантаження енергоємних підприємств: матеріали XII Міжнародна конференція

«Контроль і управління в складних системах», Вінниця, 14-16 жовтня 2014р. ВНТУ, 2014. С. 128.

- 73.Черненко П.О., Мірошник В.О. Короткострокове прогнозування електричного навантаження електропостачальної компанії з використанням штучної нейронної мережі глибинного навчання. *Праці Інституту електродинаміки НАН України*. 2018. № 50. С.5 – 11.
- 74.Черненко П.О., Мірошник В.О. Підвищення точності короткострокового прогнозування електричного навантаження за допомогою штучної нейронної мережі з врахуванням зміни структури споживання протягом року. *Праці Інституту електродинаміки НАН України*. 2017. № 48. С. 5 – 11.
- 75.Чернодуб А.Н. Метод смешивания мнений экспертов комитета нейронных сетей на основе расширенного фильтра Калмана для задачи прогнозирования временных рядов: Труды 54-й научной конференции МФТИ «Проблемы фундаментальных и прикладных естественных и технических наук в современном информационном обществе». Управление и прикладная математика. Том 2. МФТИ, 2011. С. 140 – 141.
- 76.Четыркин Е.М. Статистические методы прогнозирования. Изд. 2-е, перераб. и доп. М.: “Статистика”, 1977. 200 с.
- 77.Шевченко С.Ю., Ганус А.И., Савченко Н.А. Краткосрочное прогнозирование электропотребления промышленных предприятий. *Вісник НТУ "ХПИ"*. 2010. №55. С. 125-127.
- 78.Шулле Ю. А. Оперативне прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання з врахуванням їх фрактальних властивостей : автореф. дис. ... канд. техн. наук: 05.09.03 / Юлія Андріївна Шулле; Вінницький національний технічний університет. – Вінниця, 2013. – 17 с.
- 79.Шумилова Г.П., Готман Н.Э., Старцева Т.Б. Прогнозирование нагрузки ЭЭС на базе новых информационных технологий. Новые информационные технологии в задачах оперативного управления

- электроэнергетическими системами / Н.А.Манов, Ю.Я.Чукреев, М.И.Успенский и др. Екатеринбург: УрО РАН, 2002.
- 80.Шумилова Г.П., Готман Н.Э., Старцева Т.Б. Прогнозирование электрических нагрузок при оперативном управлении электроэнергетическими системами на основе нейросетевых структур. Сыктывкар: КНЦ УрО РАН, 2008. 78 с.
- 81.Шумилова Г.П., Готман Н.Э., Старцева Т.Б. Прогнозирование электрических нагрузок ЭЭС с использованием методов искусственного интеллекта // РНСЭ, 10-14 сентября 2001. - Материалы докладов. Казань: Казан.гос.энерг.ун-т, 2001. С.103-106.
- 82.Alves da Silva A.P., Ferreira V.H., Velasquez R. Input space to neural network based load forecasters. *International Journal of Forecasting*. 2008. Vol. 24. Pp. 616–629.
- 83.Amarasinghe K., Marino D.L., Manic M. Deep Neural Networks for Energy Load Forecasting. *Proc. 2017 IEEE 26TH International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*. 2017. P. 1483 – 1488.
- 84.Amjady N. Short-term hourly load forecasting using time-series modeling with peak load estimation capability. *IEEE Transactions on Power Systems*. 2001. № 16(3). P. 498 – 505.
- 85.Asenova I., Georgiev D. Short-term load forecast in electric energy system in Bulgaria. *Power engineering and electrical engineering*. 2010. Vol. 8 No. 4. P. 102 – 106.
- 86.Brodowski S., Bielecki A., Filocha M. A hybrid system for forecasting 24-h power load profile for Polish electric grid. *Applied soft computing*. 2017. Vol. 58. P. 527 – 539.
- 87.Bunnoon P., Chalermyanont K., Limsakul C. A Computing Model of Artificial Intelligent Approaches to Mid-term Load Forecasting. *International Journal of Engineering and Technology*. 2010. Vol. 2, No. 1. P. 94 – 100.

88. Ceperic E., Ceperic V., Baric A. A strategy for short-term load forecasting by support vector regression machines. *IEEE Transactions on power systems*. 2013. Vol. 28, Issue 4. P. 56 – 64.
89. Chen Y. Short-Term Load Forecasting: Similar Day-Based Wavelet Neural Networks. *IEEE Transactions on Power Systems*. 2010. Vol. 25, no. 1. P. 322-330.
90. Croonenbroeck C., Stadtmann G. Renewable generation forecast studies—Review and good practice guidance. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2019. Vol. 108. P. 312 – 322.
91. Engle R.F., Mustafa C., Rice J. Modeling peak electricity demand. *Journal of forecasting*. 1992. Vol. 11. P. 241 – 251.
92. Ge. C., Wang L., Wang H. Power System Short-Term Load Forecasting Based on Fuzzy Neural Network. *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*. 2013. № 6(16). P. 2972 – 2975.
93. Ghayekhlooa M., Menhajab M.B., Ghofranic M. A hybrid short-term load forecasting with a new data preprocessing framework. *Electric Power Systems Research*. 2015. Vol. 119. P. 138 – 148.
94. Goh T. N., Ong H., Lee Y. A new approach to statistical forecasting of daily peak power demand. *Electric Power Systems Research*. 1986. Vol. 10, № 2. - P. 145 – 148.
95. Gonen T. Load forecasting using Box—Jenkins methodology. *COMPEL: Int. J. Comput. and Math. Elec, and Electron. Eng.* 1984. Vol. 3, № 1. P. 35 – 46.
96. Gupta P. C. Adaptive short—term forecasting of hourly loads using weather information. *IEEE Trans. Power Appar. and Syst.* 1972. Vol. 91, № 5. P. 2085 – 2094.
97. Haida T., Muto S. Regression based peak load forecasting using a transformation technique. *IEEE Transactions on Power Systems*. 1994. Vol. 9. P.1788 – 1794.
98. He K.M., Zhang X.Y., Ren S.Q., Sun J. Deep Residual Learning for Image Recognition. *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. P. 770-778.

99. He W. Load Forecasting via Deep Neural Networks. *Proc. 5TH International Conference On Information Technology And Quantitative Management*. 2017. Vol. 122. P. 308-314.
100. Hippert H., Pereira C., Souza R. Neural network for short - term load forecasting: A review and evaluation. *IEEE Trans, on Power System*. 2001. № 16(1). P. 44 – 55.
101. Hobby J. D., Tucci G. H. Analysis of the residential, commercial and industrial electricity consumption. *IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies*. 2011. P. 1 – 7.
102. Hong T. Crystal Ball Lessons in Predictive Analytics. *EnergyBiz*. 2015. Vol. 12, Issue 2, P. 35 – 37.
103. Hong T., 2010, Short term electric load forecasting. PhD thesis, North Carolina State University, Raleigh <http://www.lib.ncsu.edu/resolver/1840.16/6457>
104. Hyde O., Hodnett P.F. An adaptable automated procedure for short-term electricity load forecasting. *IEEE Transactions on Power Systems*. 1997. Vol. 12. P. 84 – 93.
105. 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.
106. Jaynes, E. T.. *Probability theory: The logic of science*. Cambridge: Cambridge University Press, 2003. 727 p.
107. Jones E., Oliphant E., Peterson P., et al. *SciPy: Open Source Scientific Tools for Python*, 2001-, <http://www.scipy.org/>.
108. Kandil M. S., Helmy E. 1., Maghraby M., El-Dosouky H. A proposal methodology for medium-range maximum demand anticipation and application. *Elec. Power Syst. Res*. 1981. Vol. 4. № 1. P. 29 – 35.
109. Kingma, Diederik & Ba, Jimmy. Adam: A Method for Stochastic Optimization. *2015 International Conference on Learning Representations (ICLR)*. 2015.

110. Klambauer G., Unterthiner T., Mayr A., Hochreiter S. Self-Normalizing Neural Networks. *Proc. Advances in Neural Information Processing Systems*. 2017. P. 971 – 980.
111. Kown D., Kim M. , Hong C., Cho S. Short Term Load Forecasting based on BPL Neural Network with Weather Factors. *International Journal of Multimedia and Ubiquitous Engineering*. 2014. Vol. 9. No.1. pp. 415 – 424.
112. Kuo P.H., Huang, C.J. A High Precision Artificial Neural Networks Model for Short-Term Energy Load Forecasting. *Energies*. 2018. Vol. 11. Issue 1. P. 213 – 226.
113. Le Comte D. Modeling the impact of summer temperature on national electricity consumption. *J. Appl. Meteorol.* 1981. Vol. 20. P. 1415 – 1420.
114. Leiby G. L. Load modelling with weather sensitive component / G. L. Leiby, R. W. Gilchrist. *Proc. 16th Southeastern Symp. Syst. Theory, Mississippi, 25-27 March, 1984, Silver Spring, Md. 1984*. P. 199 – 204.
115. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning. *Nature*. 2015. Vol. 521. P. 436 – 444.
116. Lezhniuk, P., Kravchuk, S., Netrobskiy, V., Komar, V., Lesko, V. Forecasting Hourly Photovoltaic Generation on Day Ahead. *Proceedings (2019) IEEE 6th International Conference on Energy Smart Systems, ESS 2019*. 2019. P. 184 – 187.
117. Lezhniuk. P.D. The influence of distributed power sources on active power loss in the microgrid. Petro Lezhniuk, Iryna Hunko, Sergiy Kravchuk, Paweł Komada, Konrad Gromaszek, Assel Mussabekova, Nursanat Askarova, Abenar Arman/ PRZEGLĄD ELEKTROTECHNICZNY. – R. 93. – NR 3/2017. – P. 107–112.
118. Lezhnyuk, P., Komar, V., Kravchuk, S., Lesko, V., Netrobskiy, V. Meteorological parameters analysis for hourly forecast of electricity generation by photovoltaic power station on the day ahead. *Proceedings (2018) IEEE 3rd International Conference on Intelligent Energy and Power Systems, IEPS 2018, January 2018*. 2018. P. 235–238.

119. Liu H., Chen C., Lv X., Wu X., Liu M. Deterministic wind energy forecasting: A review of intelligent predictors and auxiliary methods. *Energy Conversion and Management*. 2019. Vol. 195. P. 328-345.
120. Martin T. The times series approach to short term load forecasting / T. Martin. *IEEE Trans. On Power Systems*. 1987. Vol. 2 (3). P. 785 - 791.
121. Mellit, A., & Kalogirou, S. A. Artificial intelligence techniques for photovoltaic applications: A review. *Progress in energy and combustion science*. 2008. Vol. 34, Issue 5. P. 574-632.
122. Mhaskar H.N., Poggio T. Deep vs. shallow networks: An approximation theory perspective. *Analysis and Applications*. 2016. Vol. 14. Issue 6. P. 829-848.
123. Mocanu E., Nguyen P.H., Gibescu M., Kling W.L. Deep learning for estimating building energy consumption. *Sustainable Energy, Grids and Networks*. 2016. Vol. 6. P. 91-99.
124. Nocedal J., Wright S.J. Numerical Optimization: Second Edition. New-York: Springer. 2006, 664 pp.
125. Panuska V. Short—term forecasting of electric power system load from a weather dependent model. *IF AC Symp. 1977. Autom. Contr. and Prot. Electr. Power Syst.*, Melbourne, Sydney. 1977. P. 414-418.
126. Papalexopoulos A.D., Hesterberg T.C. A Regression Based Approach to Short Term Load Forecasting. *IEEE Transactions on Pow-er Systems*. 1990. Vol. 5(1). P. 40 - 45.
127. Pielow A., Sioshansi R., Roberts M.C. Modeling short-run electricity demand with long-term growth rates and consumer price elasticity in commercial and industrial sectors. *Energy*. 2012. Vol. 46. P. 533-540.
128. Quan H., Srinivasan D., Khosravi A. Uncertainty handling using neural network-based prediction intervals for electrical load forecasting. *Energy*. 2014. Vol. 73. P. 916-925.
129. Reddi S.J., Kale S., Kumar S. On the Convergence of Adam and Beyond. *ICLR 2018 Conference Submission*. 2018.

130. Ruzic S., Vuckovic A., Nikolic N. Weather sensitive method for short-term load forecasting in electric power utility of Serbia. *IEEE Transactions on Power Systems*. 2003. Vol. 18. P.1581 - 1586.
131. Ryu S. , Noh J., Kim H. Deep Neural Network Based Demand Side Short Term Load Forecasting. *2016 IEEE International Conference on Smart Grid Communications (SmartGridComm)*. 2016, P. 308 – 313.
132. Shayeghi H., Shayanfar H. A., Azimi G. Intelligent neural network based STLF. *International Journal of Computer Systems Science and Engineering* 2009. P. 840 – 851.
133. Siwek K., Osowski S., Szupiluk S. Ensemble neural network approach for accurate load forecasting in a power system. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*. 2009. Vol.19, no.2. P.303-315.
134. Slobodan A.I., Vukmirovich S.M., Erdeljan A.M., Kulich F.J. Hybrid artificial neural network system for short-load forecasting. *Thermal science*, 2012, Vol. 16, Issue. 1, P. S215-S224
135. Smith, S. L., Kindermans, P. J., Ying, C.,Le, Q. V. Don't decay the learning rate, increase the batch size. *International Conference on Learning Representations*. 2018 P. 11.
136. Stanton K. N., Gupta P. G. Forecasting annual or seasonal peak demand in electric utility systems. *IEE Trans. Power Appar. and Syst*. 1970. Vol. 8. № 5. P. 951-959.
137. Suganthi L., Samuel A.A. Energy models for demand forecasting - A review. *Renewable & sustainable energy reviews*. 2012. Vol. 16, Issue 2. P. 23 - 40.
138. Taylor J. W. Triple seasonal methods for short-term electricity demand forecasting. *European Journal of Operational Research*. 2010. Vol. 204, Issue 1. P. 139-152.
139. Taylor J. W., McSharry P. E. Short-Term Load Forecasting Methods: An Evaluation Based on European Data. *IEEE Transactions on Power Systems*. 2007. Vol. 22, No. 4. P. 2213-2219.

140. Taylor J.W., Buizza R. Neural network load forecasting with weather ensemble predictions. *IEEE Trans. on Power Systems*. 2002. Vol. 17. P. 626-632.
141. Vahakula P., Hakonen E. Short-term forecasting of grid load using Box—Jenkins techniques. *Elec. Power and Energy Syst.* 1980. №1. P. 29-34.
142. Vapnik V.N. Support-Vector Networks. *Machine Learning*. 1995. Vol. 20. P. 273–297.
143. Veit A., Wilber M., Velongie S. Residual networks behave like ensembles of relatively shallow networks. *Proc. Advances in Neural Information Processing Systems 29*. 2016. P. 550-558.
144. Xie J. , Hong T. Variable Selection Methods for Probabilistic Load Forecasting: Empirical Evidence from Seven States of the United States. *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 9, no. 6, pp. 6039-6046, Nov. 2018.
145. Zhang B., Wu J.L., Chang P. C. A multiple time series-based recurrent neural network for short-term load forecasting. *Soft Computing*. 2018. Vol. 22. Issue 12. Pp. 4099-4112.

ДОДАТОК А

Список публікацій здобувача

1. Артемчук В. О., Білан Т. Р., Блінов І. В., Декуша О.Л., Запорожець А.О., Іванов Г.А., Іванов О.С., Ковач В.О., Ковтун С.І., Марасін О.В., Мартинюк О.В., Мірошник В.О., Попов О.О., Сімейко К.В., Станиціна В.В., Танкевич С.Є., Щокіна В.А., Яцишин А.В., Яцишин Т.М. Теоретичні та прикладні основи економічного, екологічного та технологічного функціонування об'єктів енергетики. За ред. А. О. Запорожця, Т. Р. Білан. К: 2017. 312 с. (Особистий внесок – сформовано постановку задачі підвищення точності короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження та описано напрямки її розв'язання, описано алгоритм прогнозування за допомогою штучної нейронної мережі).
2. Черненко П. О., Мартинюк О. В., Мірошник В. О. Врахування споживання електроенергії енергоємними підприємствами при короткостроковому прогнозуванні електричного навантаження енергосистеми. *Технічна електродинаміка*. 2014. №5. С. 35–38. (Особистий внесок – розробка та проведення експериментальної частини).
3. Черненко П. О., Мартинюк О. В., Мірошник В. О. Моделювання та короткострокове прогнозування технологічної складової електричного навантаження обласної енергосистеми. *Технічна електродинаміка*. 2016. №4. С. 68–70. (Особистий внесок – розробка алгоритму прогнозування за допомогою штучної нейронної мережі та статистична обробка результатів прогнозування).
4. Черненко П. О., Мартинюк О. В., Мірошник В. О. Багатофакторне моделювання та аналіз електричного навантаження енергосистеми за даними довготривалої передісторії. *Технічна електродинаміка*. 2018. №1. С. 87–93. (Особистий внесок – розробка алгоритму прогнозування за допомогою штучної нейронної мережі та удосконалення алгоритму підвищення достовірності даних).
5. Іванов Г.А., Блінов І.В., Парус Є.В., Мірошник В.О. Складові моделі для аналізу впливу відновлювальних джерел енергії на ринкову вартість електроенергії. *Технічна електродинаміка*. 2020. № 4. С 72-75. (Особистий внесок

– розробка концепції модулю прогнозування обсягів відпуску електричної енергії).

6. 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. (Особистий внесок – розробка методики оцінки вартості технологічних втрат).

7. Черненко П. О., Мартинюк О. В., Мірошник В. О. Особливості короткострокового прогнозування електричного навантаження енергосистеми із суттєвою складовою промислового електроспоживання. *Праці Інституту електродинаміки НАН України*. 2016. №43. С. 24–31. (Особистий внесок – розробка алгоритму прогнозування за допомогою штучної нейронної мережі та статистична обробка результатів прогнозування).

8. Черненко П. О., Мірошник В. О. Підвищення точності короткострокового прогнозування електричного навантаження за допомогою штучної нейронної мережі з врахуванням зміни структури споживання протягом року. *Праці Інституту електродинаміки НАН України*. 2017. №48. С. 5–11. (Особистий внесок – розробка алгоритму врахування зміни структури споживання протягом року).

9. Черненко П. О., Мірошник В. О. Короткострокове прогнозування електричного навантаження електропостачальної компанії з використанням штучної нейронної мережі глибинного навчання. *Праці Інституту електродинаміки НАН України*. 2018. №50. С. 5–11. (Особистий внесок – розробка алгоритму прогнозування за допомогою штучної нейронної мережі та статистична обробка результатів прогнозування).

10. Блінов І. В., Мірошник В. О., Шиманюк П.В. Короткостроковий інтервальний прогноз сумарного відпуску електроенергії виробниками з відновлюваних джерел енергії. *Праці Інституту електродинаміки НАН України*. 2019. №54. С. 5–12. (Особистий внесок – розробка штучної нейронної мережі, вдосконалення процедури навчання).

11. Черненко П. О., Мартинюк О. В., Мірошник В. О. Аналіз ефективності вирішення задачі короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження енергосистеми з використанням ШНМ типу багатошаровий персептрон. *Оптико-електронні інформаційні-енергетичні технології*. 2013. №1. С. 24–27. (Особистий внесок – розробка алгоритму прогнозування за допомогою штучної нейронної мережі та статистична обробка результатів прогнозування).

12. Черненко П. О., Мартинюк О. В., Мірошник В. О., Заславський А. І. Достовіризація вихідної інформації про електричне навантаження енергоємних підприємств. *Вісник Вінницького політехнічного інституту*. 2015. №2. С. 84–91. (Особистий внесок – розробка алгоритму підвищення достовірності даних за допомогою штучної нейронної мережі).

Продовження додатку А

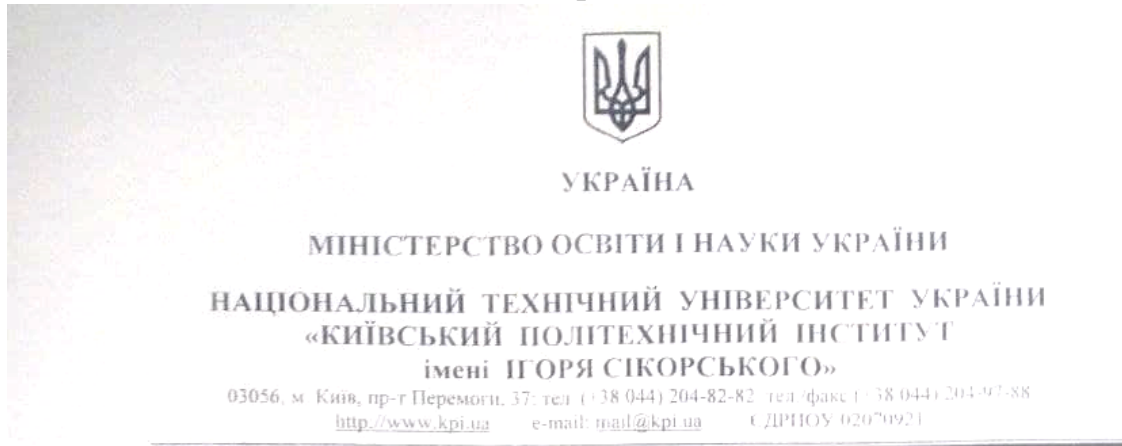
Наукові праці, що засвідчують апробацію матеріалів дисертації

1. Черненко П. О., Мартинюк О. В., Мірошник В. О. Шляхи підвищення точності короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження ОЕС України. *Оптимальне керування електроустановками: матеріали III міжнародної науково-технічної конференції* (м. Вінниця, 14-15 жовтня 2015 р.). Вінниця, 2015. С. 97. (Форма участі – усна доповідь).

2. Черненко П. О., Мартинюк О. В., Мірошник В. О., Заславський А. І. Достовіризація вихідної інформації про електричне навантаження енергоємних підприємств. *Контроль і управління в складних системах : тези доп. XII Міжнародної конференції* (Вінниця, 14-16 жовтня 2014 р.). Вінниця, 2014. С. 128. (Форма участі – усна доповідь).

ДОДАТОК Б

Документи, що підтверджують практичне значення отриманих результатів роботи



АКТ

про впровадження (використання) результатів дисертаційної роботи

Мірошника Володимира Олександровича

Інститут енергозбереження та енергоменеджменту (ІЕЕ) Національного технічного університету України (НТУУ) "Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського" цим актом підтверджує практичне використання (впровадження) результатів дисертаційного дослідження Мірошника В.О. на тему «Короткострокове прогнозування електричного навантаження енергосистеми з врахуванням режимів роботи енергоємних підприємств та з використанням нейронної мережі глибинного навчання», зокрема, в частині розробки стратегії підвищення якості короткострокових прогнозів електричного навантаження та методики оцінки вартості похибки прогнозу короткострокового прогнозу.

Зазначені результати використані у програмах навчальних дисциплін з підготовки магістрів наукового та професійного спрямування «Маркетингові дослідження в енергетиці» та «Інтегрована система ринку електроенергії» в якості окремих тем або їх складових за спеціальностями 144 «Теплоенергетика» та 141 «Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка» у 2020/2021 навчальному році та плануються до використання в подальшому у робочих програмах (силабусах) зазначених навчальних дисциплін.

Директор ІЕЕ
 КПІ ім. Ігоря Сікорського
 д.т.н., професор




Сергій ДЕНИСЮК

Протокол
засідання ДП «Енергоринок» та Інституту електродинаміки НАН України щодо
прогнозування гарантованим покупцем обсягів купівлі-продажу електричної
енергії на ринку «на добу наперед»

м. Київ
ДП «Енергоринок»

11 квітня 2019 року
10-00

<u>Головуючий:</u>	Перший заступник директора ДП «Енергоринок»
Нестерук Володимир Валерійович	
<u>Присутні:</u>	
1. Іванов Геннадій Анатолійович	Начальник Філії «Гарантований покупець» ДП «Енергоринок»
2. Диренко Максим Сергійович	Заступник начальника Філії «Гарантований покупець» ДП «Енергоринок»
3. Яловий Олександр Володимирович	Начальник департаменту формування цін і розподілу навантажень ДП «Енергоринок»
4. Єгоров Андрій Геннадійович	Заступник начальника департаменту формування цін і розподілу навантажень ДП «Енергоринок»
5. Болдирева Таїсія Іллівна	Начальник департаменту інформаційних комп'ютерних систем ДП «Енергоринок»
6. Блінов Ігор Вікторович	Провідний науковий співробітник Інституту електродинаміки НАН України
7. Мірошник Володимир Олександрович	Молодший науковий співробітник Інституту електродинаміки НАН України
8. Реміна Олена Юріївна	Начальник відділу нормативного забезпечення Філії «Гарантований покупець» ДП «Енергоринок»
9. Пашкуда Максим Олександрович	Економіст відділу нормативного забезпечення Філії «Гарантований покупець» ДП «Енергоринок»
10. Захарова Наталія Олександрівна	Провідний економіст відділу аналізу роботи виробників з альтернативних джерел Філії «Гарантований покупець» ДП «Енергоринок»
11. Власова Юлія Олегівна	Провідний економіст відділу аналізу роботи виробників з альтернативних джерел Філії «Гарантований покупець» ДП «Енергоринок»

- | | | |
|-----|--------------------------------|--|
| 12. | Стахнюк Сергій Володимирович | Інженер 1 категорії департаменту формування цін і розподілу навантажень ДП «Енергоринок» |
| 13. | Крисан Олександр Володимирович | Начальник відділу програмного забезпечення департаменту інформаційних комп'ютерних систем ДП «Енергоринок» |
| 14. | Смосюк Олексій Миколаєвич | Провідний інженер відділу програмного забезпечення департаменту інформаційних комп'ютерних систем ДП «Енергоринок» |

Головуючий запропонував відкрити засідання.

Блінов І.В. представив результати науково-практичних робіт Інституту електродинаміки НАН України та створених засобів прогнозування гарантованим покупцем обсягів купівлі-продажу електричної енергії та аналізу купівлі-продажу гарантованим покупцем електричної енергії на РДН та ВДР. Зазначив, що представлені результати отримані в межах цільової програми наукових досліджень Відділення фізико-технічних проблем енергетики НАН України, а саме «Створення науково-технічних основ інтелектуалізації технологічних процесів та засобів вимірювання, керування, моніторингу і діагностування в електроенергетичних та електротехнічних системах».

1. Обговорення питань щодо можливостей Інституту електродинаміки в частині надання ДП «Енергоринок» інструментів прогнозування гарантованим покупцем обсягів купівлі-продажу електричної енергії та аналізу купівлі-продажу гарантованим покупцем електричної енергії на РДН та ВДР.

ВИРІШИЛИ:

1.1. Просити фахівців Інституту електродинаміки підготувати та передати до ДП «Енергоринок» для ознайомлення аналітичну довідку «Прогнозування на добу наперед погодинних значень агрегованої електричної енергії, яка виробляється на електростанціях з відновлювальних джерел енергії» із загальним поясненням можливостей розроблених засобів моделювання прогнозування гарантованим покупцем обсягів купівлі-продажу електричної енергії.

1.2. Просити фахівців Інституту електродинаміки підготувати та передати до ДП «Енергоринок» для ознайомлення аналітичні матеріали щодо напрямів та загальної концепції аналізу купівлі-продажу гарантованим покупцем електричної енергії на РДН та ВДР і створення порадики гарантованого покупця за результатами виконання майбутніх науково-дослідних робіт.

2. Обговорення питань щодо точності прогнозування агрегованого відпуску електричної енергії виробників, що працюють за «зеленим тарифом» та окремо по видах джерел енергії.

ВИРІШИЛИ:

2.1. Фахівцям ІЕД НАН України розглянути можливість вдосконалення розробленої програми короткострокового прогнозування обсягів погодинного відпуску електричної енергії виробниками, що працюють за «зеленим тарифом», використовуючи статистичні дані щодо фактичних обсягів відпуску електричної енергії окремих ВАД, які надасть ДП «Енергоринок».

2.2. Фахівцям ДП «Енергоринок» та ІЕД НАН України в робочому порядку узгодити процедуру тестування зазначеної комп'ютерної програми (формат, спосіб та організація передачі даних, початок тестування).

3. Обговорення питань щодо необхідних вхідних даних для підвищення точності прогнозування гарантованим покупцем обсягів купівлі-продажу електричної енергії на добу наперед агрегованого відпуску електричної енергії виробників, що працюють за «зеленим тарифом» та окремо по видах джерел енергії.

ВИРІШИЛИ:

3.1. ДП «Енергоринок» в термін до 18.04.2019 надати Інституту електродинаміки статистичні дані щодо фактичних обсягів погодинного відпуску електричної енергії конкретних електростанцій (без уточнення їх найменування), по можливості із глибиною до трьох років.

3.2. Просити Інститут електродинаміки НАН України, під час удосконалення комп'ютерної програми короткострокового прогнозування “на добу наперед” опрацювати надані дані фактичних обсягів погодинного відпуску електричної енергії окремих ВАД (орієнтовно у тижневий термін). За результатами такого опрацювання протягом двох тижнів провести тестування програми короткострокового прогнозування та результати надати на розгляд фахівцям ДП “Енергоринок” з метою їх спільного обговорення.

3.4. Інституту електродинаміки використовувати надані ДП «Енергоринок» дані виключно для цілей короткострокового прогнозування обсягів відпуску електричної енергії окремих ВАД.

Дані не можуть бути передані третім сторонам з будь-якою метою.

Головуючий на засіданні

В.В. Нестерук

Секретар

О.В.Яловий



Кабінет Міністрів України

ДЕРЖАВНЕ ПІДПРИЄМСТВО «ЕНЕРГОРИНОК»
 01032, м. Київ-32, вул. Симона Петлюри, 27, телефон: (044) 594-86-00, факс: (044) 594-86-86
 E-mail: kanc@er.gov.ua Код ЄДРПОУ 21515381

07.08.2019 № 01/31-16077

Щодо тестових операцій з
прогнозування відпуску ВАД

Інститут електродинаміки
НАН України

Державне підприємство «Енергоринок» (далі – ДПЕ) розглянуло надані листом Інституту електродинаміки НАН України від 21.06.2019 № 67/3-198 аналітичні матеріали та результати тестових операцій, в період з 06 по 22 травня 2019 року, на розробленому програмному забезпеченні Інституту електродинаміки НАН України (далі – ІЕД) з короткострокового прогнозування погодинних обсягів відпуску електричної енергії, виробленої на електростанціях, які працюють за «зеленим» тарифом та повідомляє.

Закладені в розробленій комп'ютерній програмі можливості щодо короткострокового прогнозування сумарного обсягу відпуску електричної енергії виробниками, які працюють за «зеленим» тарифом та прогнозу по окремих генеруючих одиницях, спрямовані на вирішення задач складання «гарантованим покупцем» фізичного графіку відпуску, який надається оператору системи передачі по кожній генеруючій одиниці і задач виходу «гарантованого покупця» на організовані сегменти ринку, де необхідний агрегований погодинний прогноз відпуску електричної енергії всієї балансувальної групи.

Результати тестових операцій виявили необхідність вдосконалення програмного забезпечення ІЕД, з можливістю врахування додаткових елементів (факторів) направлених на поліпшення якості прогнозування, як по окремих генеруючих одиницях, так і по балансувальної групі в цілому.

Водночас, ДПЕ вважає, що розроблене в ІЕД НАН України програмне забезпечення може мати практичне застосування, та підтримує продовження робіт з прогнозування відпуску електричної енергії виробників, які працюють за «зеленим» тарифом, а також комплексного моделювання процесів купівлі-продажу електричної енергії «гарантованим покупцем» на організованих сегментах ринку.

Директор

Ю.Л. Гнатюк



Кабінет Міністрів України

ДЕРЖАВНЕ ПІДПРИЄМСТВО «ГАРАНТОВАНИЙ ПОКУПЕЦЬ»

01032, м. Київ-32, вул. Симона Петлюри, 27, телефон (044) 594-50-02
E-mail: kanc-gr@grce.com.ua Код ЄДРПОУ 43068454

27.10.2020 № 31/3104

На №67/3-186 від 01.10.2020

Щодо практичної значимості
результатів досліджень

Директору
Інституту електродинаміки
НАН України
академіку НАН України
Кириленку О.В.

Шановний Олександр Васильовичу!

ДП «Гарантований покупець» (далі – ГП) розглянуло надані листом Інституту електродинаміки НАН України від 01.10.2020 № 67/3-186 аналітичні матеріали щодо оцінки вартості похибки прогнозу обсягів відпуску електричної енергії виробниками, які входять в балансуєчу групу ГП та повідомляє.

Водночас, роботі Інституту електродинаміки НАН України (далі – Інститут) проаналізовано механізм компенсації вартості небалансів, наведений в «Порядку купівлі гарантованим покупцем електричної енергії, виробленої з альтернативних джерел енергії» (далі – Порядок). Виконані Інститутом розрахунки дозволяють оцінити потенційний економічний ефект від вдосконалення систем прогнозування обсягів відпуску електричної енергії виробниками з альтернативних джерел енергії (ВАД).

Наведені результати, дозволяють зробити висновки, що у виробників, які входять в балансуєчу групу ГП, можуть виникати стимули та можливості знижувати виплати за відхилення, маніпулюючи прогнозними значеннями обсягу відпуску електричної енергії. Що після введення відповідальності за небаланси може частково нівелювати прийняті зміни в законодавстві в частині відповідальності за небаланси ВАД. Також зазначасмо, що наведений у діючій редакції Порядку, механізм визначення врахованого відхилення, в повній мірі відповідає положенням розділу XVII Закону України «Про ринок електричної енергії». Використання встановленої потужності при визначенні врахованого відхилення вважаємо недоцільним, оскільки буде суттєво зменшувати вірогідність його виникнення та як наслідок, позбавить ВАД стимулу для вдосконалення власного прогнозування відпуску електричної енергії.

Щодо можливих маніпуляцій гарантованим покупцем, з огляду на п.5.4 Порядку, повідомляємо, що визначення врахованого відхилення та обсягу відшкодування повинно здійснюватися виключно на підставі прогнозного відпуску наданого виробниками, які входять в балансуєчу групу ГП.

Прогнозування обсягів відпуску електричної енергії ВАД, що здійснюється ГП, використовується виключно для здійснення торгової діяльності підприємства на ринку електричної енергії. Це унеможливує будь-які маніпуляції з боку ГП, метою яких може бути збільшення та/або зменшення платежів ВАД за відшкодування частки вартості врегулювання небалансу.

Загалом, наведені в роботі рекомендації щодо методики розрахунку обсягу відшкодування продавцями або споживачами за «зеленим» тарифом частки вартості врегулювання небалансу здебільшого враховані при підготовці ГП пропозицій, щодо внесення змін до Порядку. Зазначені пропозиції направлені на розгляд Національної комісії що здійснює державне регулювання у сферах енергетики та комунальних послуг.

Враховуючи зазначене і у відповідь на запит Інституту, ДП «Гарантований покупець», вважає, що розроблені математичні методи та рекомендації **мають практичну цінність, зокрема і для прийняття управлінських рішень під час внесення змін до правил купівлі електричної енергії та підтримує продовження робіт з дослідження економічних механізмів роботи виробників, які працюють за «зеленим» тарифом, а також виконання подальших наукових робіт з науково-технічних та економіко-екологічних засад низьковуглецевого розвитку України.**

Перший заступник директора



Н.В. Канарська



**МІНІСТЕРСТВО ЕНЕРГЕТИКИ ТА ЗАХИСТУ ДОВКІЛЛЯ
УКРАЇНИ**

Директорат енергетичних ринків
01601, м. Київ, вул. Б.Хмельницького, 4, тел. 206-38-23, факс 594-59-12

05.12.19 № 4.7-вих/13-19

На № _____ від _____

**Директору
Інституту електродинаміки
НАН України
Кириленку О.В.**

*Щодо практичної значимості
моделей прогнозування*

Шановний Олександр Васильовичу!

Директорат енергетичних ринків Міністерства енергетики та захисту довкілля України розглянув лист Інституту електродинаміки НАН України (далі - Інститут) від 17.09.2019 року № 67/3-251 щодо надання аналітичних матеріалів з розроблених в межах наукової роботи «Можливості та бар'єри збільшення частки відновлювальних джерел в загальній структурі виробництва електричної енергії в Україні» цільового міждисциплінарного проекту НАН України «Науково-технічні та економіко-екологічні засади низьковуглецевого розвитку України» моделей прогнозування на добу наперед погодинних значень електричної енергії, яка виробляється на електростанціях, що використовують відновлювані джерела енергії, та повідомляє.

Враховуючи, що стимулювання відновлювальної енергетики є одним із пріоритетів державної політики України в електроенергетичному комплексі,

впродовж останніх років в Україні спостерігається стрімке зростання сумарної потужності об'єктів, що використовують відновлювані джерела енергії (ВДЕ). Цьому сприяє високий «зелений» тариф на вироблену об'єктами альтернативної енергетики електричну енергію, що наразі становить 10-18 євроцентів за кВтгод залежно від виду ВДЕ. Особливо динамічно ситуація розвивається в поточному році, напередодні запровадження нової системи підтримки відновлюваної енергетики (аукціонів) і чергового зниження «зеленого» тарифу.

Так, станом на III квартал встановлена потужність об'єктів відновлюваної енергетики, що приєднані до ОЕС України, становить 4,5 ГВт. В основному це сонячні (далі – СЕС) та вітрові (далі – ВЕС) електростанції, які мають негарантований графік відпуску електричної енергії. За розрахунками, до кінця року очікується уведення додатково ще понад 1 ГВт нової потужності об'єктів з ВДЕ. Таким чином, сумарна потужність об'єктів відновлюваної енергетики зросте на 3,5 ГВт та більш ніж вдвічі перевищить минулорічні показники.

Водночас, такий стрімкий розвиток ВДЕ створює ряд викликів економічного і технічного характерів, які потребують врегулювання.

Зокрема, змінний, стохастичний режим генерації СЕС і ВЕС внаслідок змін метеорологічних умов, добових і сезонних коливань сонячної інсоляції та швидкості вітру посилює вимоги до обсягу маневрових генеруючих потужностей або альтернативних засобів балансування режиму ОЕС (систем акумулювання електроенергії, засобів керування попитом), ускладнює і здорожчує ведення режиму.

Разом з тим, структура генерації Об'єднаної електроенергетичної системи України переобтяжена базовими потужностями (АЕС та переважна частина енергоблоків ТЕС) і характеризується дефіцитом маневрових енергоблоків. Таким чином, для забезпечення достатнього обсягу первинного, вторинного і третинного регулювання в умовах зростання частки ВДЕ, в якості маневрових енергоблоків використовуються енергоблоки, що спроектовані для роботи в базових режимах. Ситуацію ускладнює, низька точність прогнозування генерації СЕС і ВЕС, обумовлена відсутністю якісних математичних моделей та інформаційного апарату – програмного забезпечення, а також – економічних стимулів енергокомпаній до їх запровадження.

В свою чергу, підвищення точності прогнозування дозволить знизити вимоги до обсягу необхідних резервів вторинного регулювання при плануванні/веденні режиму ОЕС України та потенційно збільшити обсяги квоти підтримки відновлюваної енергетики, що будуть пропонуватися на майбутніх аукціонах.

Відповідно до наведеної в аналітичній довідці інформації, використання розроблених в рамках зазначеної вище наукової роботи математичних моделей дозволяє підвищити точність та стабільність результатів короткострокового прогнозування погодинних графіків відпуску електричної енергії СЕС і ВЕС.

Також, представлені рекомендації щодо методики розрахунку похибки прогнозування можуть бути враховані під час визначення величини небалансу прогнозного та фактичного графіків відпуску електричної енергії об'єктами відновлюваної енергетики.

Враховуючи вище зазначене, Директорат енергетичних ринків вважає актуальною роботу щодо розроблення математичних моделей та програмних засобів короткострокового прогнозування виробництва електричної енергії з відновлюваних джерел об'єктами електроенергетики, що мають негарантований графік відпуску (СЕС та ВЕС) і підтримує її продовження. Робота має практичну цінність, а розроблені математичні моделі та засоби прогнозування, у разі підтвердження характеристик щодо точності та стабільності отриманих результатів, можуть бути використані в практичній діяльності відповідних установ і організацій.

З повагою

**Керівник експертної групи
моніторингу безпеки постачання
електричної енергії та природного газу**



Л. ВЛАСЕНКО

ДОДАТОК В
(Довідковий)

Значення середньої та максимальної похибок для всіх комбінацій «ансамблів» з наявних моделей для прогнозування

Модель	RMSE		MAX	
	% від Pins	МВт·год	% від Pins	МВт·год
GEN+SARIMA+eResNet	3.84	133	15.42	533
GEN+SARIMA+eResNet_q	3.85	134	15.58	538
GEN+SARIMA+eResNet+eResNet_q	3.88	135	14.64	506
GEN+LinReg+SARIMA+eResNet	3.90	136	14.52	502
GEN+ε-SVR+SARIMA+eResNet	3.90	136	14.39	497
GEN+LinReg+SARIMA	3.91	136	15.42	533
GEN+MLP+SARIMA+eResNet	3.91	136	14.79	511
GEN+ε-SVR+SARIMA	3.91	136	15.24	526
GEN+LinReg+SARIMA+eResNet_q	3.91	136	14.64	506
GEN+MLP+SARIMA	3.91	136	15.77	545
GEN+ε-SVR+SARIMA+eResNet_q	3.91	136	14.51	501
GEN+MLP+SARIMA+eResNet_q	3.92	136	14.90	515
GEN+LinReg+SARIMA+eResNet+eResNet_q	3.96	138	14.08	486
GEN+LinReg+MLP+SARIMA	3.96	138	14.78	511
GEN+ε-SVR+SARIMA+eResNet+eResNet_q	3.96	138	13.97	483
GEN+LinReg+ε-SVR+SARIMA	3.96	138	14.39	497
GEN+MLP+SARIMA+eResNet+eResNet_q	3.96	138	14.29	493
GEN+ε-SVR+MLP+SARIMA	3.96	138	14.65	506
SARIMA+eResNet	3.98	138	13.04	450
GEN+LinReg+ε-SVR+SARIMA+eResNet	3.98	138	13.88	479
GEN+LinReg+MLP+SARIMA+eResNet	3.98	138	14.19	490
GEN+ε-SVR+MLP+SARIMA+eResNet	3.98	138	14.09	486
GEN+LinReg+ε-SVR+SARIMA+eResNet_q	3.99	139	13.97	482
GEN+LinReg+MLP+SARIMA+eResNet_q	3.99	139	14.29	493
GEN+ε-SVR+MLP+SARIMA+eResNet_q	3.99	139	14.18	490
SARIMA+eResNet_q	4.00	139	13.27	458
SARIMA+eResNet+eResNet_q	4.01	139	12.79	442
GEN+LinReg+ε-SVR+SARIMA+eResNet+eResNet_q	4.03	140	13.61	470

GEN+LinReg+MLP+SARIMA+eResNet+eResNet_q	4.03	140	13.88	479
GEN+ ϵ -SVR+MLP+SARIMA+eResNet+eResNet_q	4.03	140	13.79	476
GEN+LinReg+ ϵ -SVR+MLP+SARIMA	4.03	140	14.08	486
MLP+SARIMA+eResNet	4.04	140	12.98	448
GEN+SARIMA	4.04	141	17.47	603
LinReg+SARIMA+eResNet	4.04	140	12.63	436
ϵ -SVR+SARIMA+eResNet	4.05	141	12.45	430
GEN+LinReg+ ϵ -SVR+MLP+SARIMA+eResNet	4.05	141	13.71	473
LinReg+SARIMA+eResNet_q	4.06	141	12.79	442
MLP+SARIMA+eResNet_q	4.06	141	13.14	454
GEN+LinReg+ ϵ -SVR+MLP+SARIMA+eResNet_q	4.06	141	13.79	476
ϵ -SVR+SARIMA+eResNet_q	4.07	141	12.61	435
GEN+LinReg+ ϵ -SVR+MLP+SARIMA+eResNet+eResNet_q	4.09	142	13.51	466
LinReg+SARIMA+eResNet+eResNet_q	4.09	142	12.55	433
MLP+SARIMA+eResNet+eResNet_q	4.09	142	12.81	442
ϵ-SVR+SARIMA+eResNet+eResNet_q	4.10	142	12.41	429
MLP+SARIMA	4.12	143	13.56	468
LinReg+MLP+SARIMA+eResNet	4.12	143	12.69	438
ϵ -SVR+MLP+SARIMA+eResNet	4.13	143	12.75	440
LinReg+ ϵ -SVR+SARIMA+eResNet	4.13	143	12.80	442
LinReg+SARIMA	4.13	144	13.03	450
LinReg+MLP+SARIMA+eResNet_q	4.13	144	12.92	446
LinReg+MLP+SARIMA	4.14	144	13.23	457
ϵ -SVR+MLP+SARIMA+eResNet_q	4.14	144	13.00	449
LinReg+ ϵ -SVR+SARIMA+eResNet_q	4.14	144	13.05	451
ϵ -SVR+MLP+SARIMA	4.14	144	13.33	460
ϵ -SVR+SARIMA	4.15	144	12.77	441
LinReg+ ϵ -SVR+SARIMA	4.15	144	13.39	463
LinReg+MLP+SARIMA+eResNet+eResNet_q	4.16	144	12.61	436
LinReg+ ϵ -SVR+SARIMA+eResNet+eResNet_q	4.16	145	12.64	437
ϵ -SVR+MLP+SARIMA+eResNet+eResNet_q	4.16	145	12.60	435
GEN+LinReg+eResNet	4.18	145	14.62	505
GEN+ ϵ -SVR+eResNet	4.18	145	14.44	499
LinReg+ ϵ -SVR+MLP+SARIMA+eResNet	4.19	146	13.24	457

GEN+eResNet	4.19	146	16.22	560
GEN+MLP+eResNet	4.19	146	14.97	517
LinReg+ ϵ -SVR+MLP+SARIMA	4.20	146	13.80	477
LinReg+ ϵ -SVR+MLP+SARIMA+eResNet _q	4.20	146	13.44	464
GEN+ ϵ -SVR	4.21	146	15.75	544
GEN+LinReg	4.21	146	16.01	553
LinReg+ ϵ -SVR+MLP+SARIMA+eResNet+eResNet _q	4.21	146	13.04	450
GEN+LinReg+eResNet _q	4.22	147	14.77	510
GEN+LinReg+ ϵ -SVR	4.22	147	14.43	499
GEN+ ϵ -SVR+eResNet _q	4.22	147	14.59	504
GEN+LinReg+ ϵ -SVR+eResNet	4.23	147	13.78	483
GEN+eResNet+eResNet _q	4.23	147	14.77	510
GEN+LinReg+MLP	4.23	147	14.96	517
GEN+ ϵ -SVR+MLP	4.23	147	14.78	511
GEN+LinReg+MLP+eResNet	4.23	147	14.18	491
GEN+MLP	4.23	147	16.53	571
GEN+ ϵ -SVR+MLP+eResNet	4.24	147	14.05	488
GEN+MLP+eResNet _q	4.24	147	15.12	522
GEN+LinReg+eResNet+eResNet _q	4.24	147	14.04	485
GEN+ ϵ -SVR+eResNet+eResNet _q	4.24	147	13.90	481
GEN+MLP+eResNet+eResNet _q	4.25	148	14.30	494
GEN+LinReg+ ϵ -SVR+eResNet _q	4.25	148	13.90	483
GEN+LinReg+MLP+eResNet _q	4.26	148	14.30	494
GEN+ ϵ -SVR+MLP+eResNet _q	4.26	148	14.16	489
GEN+eResNet _q	4.27	148	16.45	568
GEN+LinReg+ ϵ -SVR+eResNet+eResNet _q	4.27	148	13.49	480
GEN+LinReg+MLP+eResNet+eResNet _q	4.27	149	13.80	486
GEN+LinReg+ ϵ -SVR+MLP	4.27	149	14.04	491
GEN+LinReg+ ϵ -SVR+MLP+eResNet	4.28	149	13.60	486
GEN+ ϵ -SVR+MLP+eResNet+eResNet _q	4.28	149	13.70	484
GEN+LinReg+ ϵ -SVR+MLP+eResNet _q	4.29	149	13.69	485
GEN+LinReg+ ϵ -SVR+MLP+eResNet+eResNet _q	4.30	150	13.38	482
LinReg+eResNet	4.46	155	13.11	470
ϵ -SVR+eResNet	4.47	155	13.26	464

MLP+eResNet	4.47	155	13.20	480
LinReg+MLP+eResNet	4.48	156	13.75	478
LinReg+ ϵ -SVR+eResNet	4.49	156	13.91	481
ϵ -SVR+MLP+eResNet	4.49	156	13.85	478
LinReg+MLP+eResNet+eResNet_q	4.50	156	13.32	475
LinReg+ ϵ -SVR+eResNet+eResNet_q	4.50	156	13.44	467
LinReg+eResNet+eResNet_q	4.50	156	12.89	468
LinReg+ ϵ -SVR+MLP+eResNet+eResNet_q	4.50	156	13.76	475
LinReg+ ϵ -SVR+MLP+eResNet	4.50	156	14.19	490
ϵ -SVR+MLP+eResNet+eResNet_q	4.50	156	13.39	472
ϵ -SVR+eResNet+eResNet_q	4.51	157	12.85	464
MLP+eResNet+eResNet_q	4.51	157	13.07	475
LinReg+MLP+eResNet_q	4.53	157	14.08	486
LinReg+ ϵ -SVR+MLP+eResNet_q	4.53	157	14.44	499
LinReg+ ϵ -SVR+eResNet_q	4.53	157	14.25	492
ϵ -SVR+MLP+eResNet_q	4.54	158	14.18	490
LinReg+eResNet_q	4.54	158	13.62	470
LinReg+MLP	4.55	158	15.12	522
MLP+eResNet_q	4.56	158	13.52	479
ϵ -SVR+eResNet_q	4.56	158	13.77	475
LinReg+ ϵ -SVR+MLP	4.56	158	15.25	527
eResNet+eResNet_q	4.56	159	12.80	465
LinReg+ ϵ -SVR	4.56	159	15.37	531
ϵ -SVR+MLP	4.57	159	15.27	527

ДОДАТОК Г
(Довідковий)

Відомості про авторські права

УКРАЇНА



СВІДОЦТВО
про реєстрацію авторського права на твір

№ 89371

Комп'ютерна програма "Комп'ютерна програма короткострокового прогнозування відпуску електроенергії виробниками з відновлювальними джерелами" ("ReFORCE")
(вид, назва службового твору)

Автор(и) Мірошник Володимир Олександрович, Блінов Ігор Вікторович
(повне ім'я, псевдонім (за наявності))

Авторські майнові права належать Інститут електродинаміки Національної Академії наук України, пр-т Перемоги, 56, м. Київ, 03057
(повне ім'я фізичної та/або повне офіційне найменування юридичної особи, адреса)

Дата реєстрації 05.06.2019



Державний секретар Міністерства економічного розвитку і торгівлі України О. Ю. Перевезенцев