

DOI: 10.32347/2412-9933.2025.62.189-194

УДК 004:519.2

**Іносов Сергій Вікторович**

Кандидат технічних наук, доцент кафедри автоматизації технологічних процесів,

<https://orcid.org/0000-0001-8305-5514>

Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ

**Бондарчук Ольга Вячеславівна**

Кандидатка технічних наук, доцентка кафедри автоматизації технологічних процесів,

<https://orcid.org/0000-0003-1893-1893>

Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ

**Луценко Вадим Юрійович**

Кандидат технічних наук, доцент кафедри автоматизації технологічних процесів,

<https://orcid.org/0000-0002-9727-5574>

Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ

**Соболевська Тетяна Григоріївна**

Асистентка кафедри автоматизації технологічних процесів,

<http://orcid.org/0000-0003-4853-2367>

Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ

## СИНТЕЗ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АДАПТИВНОГО АЛГОРИТМУ ДЛЯ АВТОМАТИЗОВАНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ ДОБОВОГО СПОЖИВАННЯ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ

**Анотація.** В останні роки різко зросла необхідність у достатньо точному короткостроковому прогнозуванні електроспоживання з метою підвищення ефективності оперативного управління і балансування енергосистеми в критичних режимах. Добове споживання електроенергії є випадковою числовою послідовністю, у якій присутні статистичні закономірності, придатні для прогнозування послідовності наперед. У роботі синтезовано інтелектуальний адаптивний лінійний алгоритм прогнозування добового споживання електроенергії в районній електромережі (прогнозатор). Інтелектуальні можливості запропонованого алгоритму проявилися в тому, що він автоматично виявив кореляційні закономірності вхідного потоку даних споживання електричної енергії, а також крос-кореляційні залежності споживання електричної енергії від температури повітря і від дня тижня. Застосування розробленого прогнозатора також дозволило автоматично використати виявлені закономірності в даних для оптимізації стратегії прогнозування споживання електричної енергії з максимально досяжною точністю прогнозування. Результатом синтезу інтелектуального адаптивного алгоритму стала ситуація, коли похибки прогнозування набули випадкового характеру, вони стали некорельованими й набули ознак нормального розподілу. Тобто всі можливості покращити точність прогнозування були вичерпані (для наявних даних). Процес прогнозування характеризується суттєвою нестационарністю, що проявляється у чергуванні періодів низької середньоквадратичної похибки з моментами значного погіршення точності через епізодичні збурення. Попри це, розроблений прогнозатор оперативно коригує випадкові помилки; так, за рік груба похибка, що тривала два дні поспіль, зафіксована лише один раз. У процесі самонавчання автоматично оптимізуються 21 ваговий коефіцієнт, що є неможливим для ручного виконання.

**Ключові слова:** автоматизація; оптимізація; прогнозування; споживання електроенергії; вимірювання; штучний інтелект; алгоритм; комп'ютерно-інтегровані технології

### Постановка проблеми

В українській енергосистемі накопичені за роки проблеми сьогодні проявилися в повному обсязі, вимагаючи оперативного та ефективного вирішення. Дефіцит маневрових потужностей призводить до

порушень режимів роботи, значних коливань частоти та частих відключень споживачів. Енергосистема з великим напруженням забезпечує енергопостачання виробництва та побутових потреб населення. У зв'язку з цим різко зросла потреба в достатньо точному короткостроковому прогнозуванні

електроспоживання. Кінцевою метою прогнозування є підвищення ефективності оперативного управління та балансування енергосистеми в критичних режимах [7].

### Аналіз останніх досліджень

Відома ідея адаптивного лінійного прогнозування числових послідовностей [4]. Лінійність означає незалежність прогностичного алгоритму від масштабних перетворень даних. Оскільки немає підстав вважати, що в цьому випадку стратегія прогнозування повинна залежати від масштабних змін послідовності, властивість лінійності постулюється як очевидна умова.

Числова послідовність, що підлягає прогнозу (наприклад, добове споживання енергії), є результатом періодичної вибірки і пропускається через лінійний цифровий екстраполюючий фільтр (прогнозатор) у реальному часі (в міру надходження). Значення на виході прогнозатора розраховується як сума попарних добутків (згортка) вагових коефіцієнтів прогнозатора та відповідних останніх значень послідовності, що прогнозується. Вихідне значення є поточним прогнозом вхідної послідовності на обумовлену кількість тактів вперед.

Вагові коефіцієнти прогнозатора автоматично налаштовуються блоком числової оптимізації в процесі самонавчання (адаптації). Основна ідея самонавчання полягає в тому, що для минулого часу відомі фактичні похибки реалізації прогнозів. Необхідно підібрати такі значення вагових коефіцієнтів прогнозатора, щоб середньоквадратична похибка реалізації прогнозів для всього масиву минулих даних була мінімально можливою. Процес пошуку мінімуму похибки прогнозування автоматизується за допомогою універсального алгоритму оптимізації. Цей процес налаштування, що називається самонавчанням або адаптацією, передуює самому прогнозу. В процесі самонавчання алгоритм автоматично виявляє приховані тренди, періодичності та статистичні закономірності процесу і використовує їх для прогнозу. Самонавчання виконується в застиглому часі (на основі минулих даних), а прогноз – у реальному часі (на майбутнє).

Як показало дослідження на тестових прогнозованих числових послідовностях, попри простоту алгоритму, його поведінка представляється інтелектуальною [3]. Адаптивний прогнозатор автоматично вибирає оптимальну стратегію прогнозування для конкретних вхідних даних. Він автоматично виявляє приховані закономірності (тренди, періодичності, кореляційні залежності тощо) і використовує їх для прогнозу. Адаптивний прогнозатор автоматично розрізняє детерміновані та

випадкові складові вхідних даних (що не є тривіальним завданням). Перші він прогнозує абсолютно точно, другі – з мінімально можливою похибкою. Адаптивний прогнозатор здатен автоматично змінювати складність прогностичного алгоритму. Чим більше прихованих закономірностей, придатних для прогнозування, тим вищим виявляється порядок прогнозатора. Наявність розривів неперервності та зламів у прихованих закономірностях не заважає їх виявленню та використанню для прогнозування. Завдяки відносно високому порядку прогнозатора та великому об'єму даних, глибина і складність закономірностей, що автоматично виявляються в процесі самонавчання, часто недоступна людині. Тому ззовні поведінка алгоритму здається інтелектуальною.

Добове споживання електроенергії є випадковою числовою послідовністю, в якій присутні статистичні закономірності, придатні для прогнозування послідовності наперед. Раніше було виявлено такі закономірності добового електроспоживання в районній електромережі (Коростенський район), перспективні для автоматичного використання інтелектуальним адаптивним алгоритмом прогнозування [1; 2; 5]:

- **Сезонний тренд** добового споживання електроенергії має значний пік в опалювальному сезоні, пов'язаний з використанням електроенергії для опалення. Теплова інерційність забудови та запізнення в управлінні опаленням призводить до того, що електроспоживання залежить не стільки від сьогоднішньої температури повітря, скільки від вчорашньої та позавчорашньої (при швидкому похолоданні приміщення не встигне охолонути до завтра).

- **Погодні варіації температури** також мають свої кореляційні закономірності [6]. Цими закономірностями можна нехтувати лише на інтервалах понад один тиждень.

- **У варіації енергоспоживання** чітко проявляється тижнева циклічність з періодом 7 діб. Спостерігається суттєвий спад споживання у вихідні дні (особливо в неділю), що пов'язано з роботою промислового сектору.

### Мета дослідження

Метою дослідження є синтез інтелектуального адаптивного алгоритму прогнозування добового споживання електроенергії (прогнозатора). Передбачається, що перелічені вище закономірності будуть автоматично виявлені прогнозатором з подальшим використанням їх для прогнозування споживання електроенергії в реальному часі. Для визначеності розглядається прогнозування на один такт (на добу) вперед.

## Викладення основного матеріалу

У процесі синтезу алгоритм поступово ускладнювався для підвищення точності прогнозу. Весь масив даних за півтора року було розділено: частина використовувалася для адаптації (навчання, налаштування) алгоритму, інша – для незалежного тестування точності прогнозу.

Як перше наближення використали найпростіший неадаптований лінійний стаціонарний алгоритм першого порядку. На будь-якому такті  $N$  вихідний сигнал  $Y(N)$  (прогноз) розраховується як вхідний сигнал на даному такті  $X(N)$  плюс приріст вхідного сигналу за останній такт  $X(N) - X(N-1)$ . Тобто вважається, що швидкість зміни електроспоживання не змінилася за один день. У результаті отримаємо таку розрахункову формулу:

$$Y(N) = 2 \cdot X(N) - 1 \cdot X(N-1),$$

де  $X$  – вхід,  $Y$  – вихід (прогноз),  $N$  – номер такту (дискретний час). Тобто вага сьогоднішнього споживання в прогнозі дорівнює 2, а вчорашнього – 1. Більш старі дані не враховуються, відповідні вагові коефіцієнти дорівнюють нулю. Послідовність вагових коефіцієнтів цього алгоритму (тобто вагова функція) така: 2; -1; 0; 0; 0; 0;....

Розрахунок дав такі результати: середньоквадратична похибка прогнозу складає 120 МВт·годин (рис. 1). Весь діапазон зміни добового споживання електроенергії становить 850 МВт·годин, що вказує на незадовільно велику похибку прогнозу.

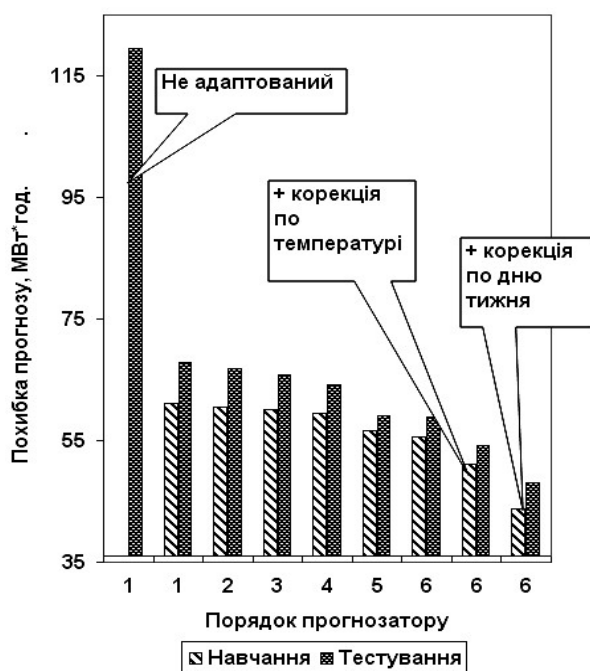


Рисунок 1 – Зниження середньоквадратичної похибки прогнозу в міру вдосконалення прогностичного алгоритму

На другому етапі точність прогнозу покращили за рахунок оптимізації двох зазначених вагових коефіцієнтів автоматичним оптимізатором за мінімумом середньоквадратичної похибки прогнозування. Після цього похибка прогнозу зменшилася більш ніж удвічі (рис. 1). Важливо, що похибка зменшилася не тільки для навчального, але й для перевірного (тестового) масиву даних. Це гарантує зменшення похибки прогнозування в реальному часі (з непередбачуваними даними).

На третьому етапі точність прогнозу покращувалася за рахунок збільшення порядку прогностичного алгоритму. З поступовим збільшенням кількості вагових коефіцієнтів від 2 до 7 (з урахуванням даних за 2 – 7 минулих днів), похибка прогнозування постійно зменшувалася (рис. 1). Звісно, кожного разу всі вагові коефіцієнти оптимізувалися заново в процесі адаптації. Як виявилось, подальше збільшення порядку прогнозатора (за межі тижневого циклу) вже не має сенсу.

На четвертому етапі точність прогнозування було додатково підвищено за рахунок врахування залежності споживання електроенергії від температури повітря. До основного екстрапольюючого цифрового фільтра (з набором 7 вагових коефіцієнтів) додали корегуючий цифровий фільтр по температурі також 6-го порядку (рис. 2). До основного прогнозу додається корегуюча поправка (символ  $\sum$  означає суматор), що розраховується як сума попарних добутків відповідних 7 вагових коефіцієнтів з масивом середньодобових температур за останні 7 днів. Усі 14 коефіцієнтів, звісно, оптимізувалися заново в процедурі адаптації. Після цього похибка прогнозування ще зменшилася.

На п'ятому етапі точність прогнозування додатково підвищили, врахувавши залежність споживання електроенергії від дня тижня. До основного екстрапольюючого цифрового фільтра додали ще один корегуючий цифровий фільтр за номером дня тижня (від 1 до 7). До основного прогнозу додали ще одну поправку, яка розраховується як сума попарних добутків відповідних 7 вагових коефіцієнтів з номерами останніх 7 днів. Усі 21 ваговий коефіцієнт було заново оптимізовано в єдиній процедурі адаптації. Похибка прогнозування знову зменшилася.

Після останнього вдосконалення алгоритму похибки прогнозування стали абсолютно випадковими, некорельованими, з нормальним розподілом. Це означає, що всі можливості покращити точність прогнозування за рахунок виявлення статистичних закономірностей вичерпані (за відсутності додаткових даних).

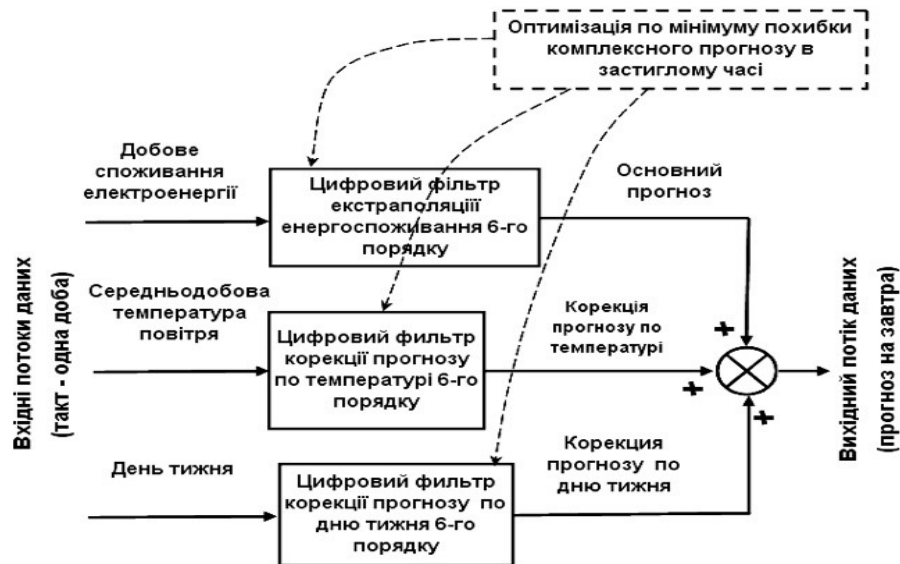


Рисунок 2 – Структурна схема адаптивного прогнозатора споживання електроенергії

Як виявилося, процес прогнозування електроспоживання не є стаціонарним. Бувають тривалі періоди (до двох місяців), коли середньоквадратична похибка прогнозування дуже мала, до 20 МВт·годин (рис. 3).

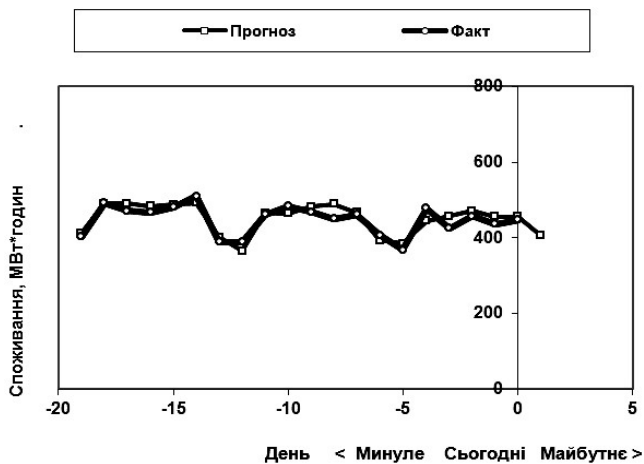


Рисунок 3 – Імітація прогнозування в реальному часі

Проте, іноді точність прогнозування погіршується в декілька разів через невідомі епізодичні, але суттєві збурення. Попри це, адаптивний прогнозатор максимально оперативно виправляє свої грубі випадкові помилки. За весь рік прогнозатор помилявся грубо лише один раз, і це тривало два дні поспіль.

## Висновки

1. Інтелектуальні можливості адаптивного прогнозатора проявилися в автоматичному виявленні кореляційних закономірностей вхідного потоку даних споживання електричної енергії, а також крос-кореляційних залежностей споживання електричної енергії від температури та дня тижня.
  2. Виявлені закономірності автоматично використовуються для оптимізації стратегії прогнозування споживання електричної енергії з максимально досяжною точністю.
  3. Досягнута точність прогнозування задовільна: середньоквадратична похибка становить 49 МВт·год при загальному діапазоні зміни енергоспоживання до 850 МВт·год.
  4. Спостерігається суттєва нестаціонарність процесу прогнозування. Хоча бувають тривалі періоди (до двох місяців) з дуже малою середньоквадратичною похибкою (до 20 МВт·год), іноді точність значно погіршується через невідомі епізодичні збурення. Проте прогнозатор оперативно виправляє ці випадкові помилки; за рік груба похибка, що тривала два дні поспіль, зафіксована лише один раз.
  5. У процесі адаптації автоматично оптимізуються 21 ваговий коефіцієнт, що унеможливує виконання такої роботи вручну.
- Похибки прогнозування є абсолютно випадковими, некорельованими та мають нормальний розподіл. Це свідчить про вичерпання всіх можливостей покращення точності прогнозування для наявних даних.

## Список літератури

1. Іносов С. В., Ілларіонов В. М., Сабалаєва Н. О. Ідентифікація системи стихійного електроопалення в районній електромережі. Мехатронні системи : інновації та інжиніринг. Тези доповідей VI Міжнародної наук.-практ. конф. Київ, 2022. С. 170–171.
2. Inosov S., Illarionov V., Sabalaeva N. Research on identification of the spontaneous electrical heating system in the district electrical network. *Proceedings of the 4th International scientific and practical conference*. BoScience Publisher, Boston, USA, 2022. P. 171–175. DOI: <https://sci-conf.com.ua/iv-mizhnarodna-naukovo-praktichna-konferentsiya-progressive-research-in-the-modern-world-28-30-12-2022-boston-ssha-arhiv/>.
3. Іносов С. В., Корнієнко В. М., Гречуха В. В. Інтелектуальні можливості адаптивного лінійного стаціонарного прогноуючого фільтру. *Управління розвитком складних систем*. КНУБА, 2014. Вип. 17. С. 173–179.
4. Берзлев О. Ю. Сучасний стан інформаційних систем прогнозування часових рядів. *Управління розвитком складних систем*. КНУБА, 2013. Вип. 13. С. 112–114.
5. Іносов С. В., Шикалов В. С. Адаптивне прогнозування енергопо Споживання. *Промислова електроенергетика та електротехніка*. 2001. Вип. 1. С. 44–46.
6. Іносов С. В., Соболевська Т. Г., Самойленко М. І., Сідун К. В. Дослідження температурних збурень для систем автоматизації опалення будівель. *Управління розвитком складних систем*. КНУБА, 2011. Вип. 6. С. 159–161.
7. Балюта С. М., Йовбак В. Д., Копилова Л. О., Соколова О. М. Інтелектуальне управління електроспоживанням промислового підприємства. *Наукові праці Національного університету харчових технологій*. Київ, 2019. № 1. Т. 25. С. 128–138.
8. Кучанський О. Ю., Ніколенко В. В. Прогнозування часових рядів методом співставлення зі зразком. *Управління розвитком складних систем*. КНУБА, 2015. Вип. 22 (1). С. 101–106.
9. Singhal D., Swarup K. S. Electricity price forecasting using artificial neural networks. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*. 2011. Vol. 3. P. 550–555.
10. Alfares H. K., Nazeeruddin M. Electric load forecasting: literature survey and classification of methods. *International Journal of Systems Science*. 2002. Vol. 33. P. 23–34.

Стаття надійшла до редколегії 10.05.2025

**Inosov Sergiy**

PhD, Associate professor, Department of Process Automation, <https://orcid.org/0000-0001-8305-5514>  
Kyiv National University of Construction and Architecture, Kyiv

**Bondarchuk Olga**

PhD, Associate professor, Department of Process Automation, <https://orcid.org/0000-0003-1893-1893>  
Kyiv National University of Construction and Architecture, Kyiv

**Lutsenko Vadym**

PhD, Associate professor, Department of Process Automation, <https://orcid.org/0000-0002-9727-5574>  
Kyiv National University of Construction and Architecture, Kyiv

**Sobolevska Tetyana**

Assistant of the Department of Automation of Technological Processes, <http://orcid.org/0000-0003-4853-2367>  
Kyiv National University of Construction and Architecture, Kyiv

#### SYNTHESIS OF AN INTELLIGENT ADAPTIVE ALGORITHM FOR AUTOMATED FORECASTING OF DAILY ELECTRICITY CONSUMPTION

**Abstract.** In recent years, the need for sufficiently accurate short-term forecasting of electricity consumption has sharply increased to enhance the efficiency of operational management and balancing of the power system in critical modes. Daily electricity consumption is a random numerical sequence containing statistical patterns suitable for prediction. This work synthesizes an intelligent adaptive linear algorithm for predicting daily electricity consumption in a district power grid (referred to as the forecaster). The intellectual capabilities of the proposed algorithm were demonstrated by its automatic detection of correlation patterns in the input stream of electricity consumption data, as well as cross-correlation dependencies between electricity consumption, air temperature, and the day of the week. The application of the developed forecaster also enabled the automatic utilization of identified data patterns to optimize the electricity consumption forecasting strategy, achieving the highest possible accuracy. As a result of synthesizing the intelligent adaptive algorithm, the forecasting errors became random, uncorrelated, and exhibited characteristics of a normal distribution. This indicates that all opportunities to improve forecasting accuracy had been exhausted (given the available data). During the analysis, significant non-stationarity in the forecasting process was identified. There are prolonged periods when the root mean square error of forecasting is very small, but there are also moments when forecasting accuracy deteriorates significantly due to unknown episodic disturbances. However, the forecaster corrects its gross random errors as quickly as possible. Over an entire year, the forecaster made a significant error on two consecutive days only once. In the self-learning process, the forecaster automatically optimized the numerical values of the 21 weighting factors. It is impossible to perform such work manually.

**Keywords:** Automation; optimization; forecasting; electricity consumption; adaptation; artificial intelligence; algorithm; self-learning; computer-integrated technologies

# References

1. Inosov, S. V., Illarionov, V. M., & Sabalaeva, N. O. (2022). Identification of the spontaneous electric heating system in the district power grid. In *Mechatronic Systems: Innovations and Engineering. Abstracts of the VI International Scientific and Practical Conference* (pp. 170–171). Kyiv.
2. Inosov, S., Illarionov, V., & Sabalaeva, N. (2022). Research on identification of the spontaneous electrical heating system in the district electrical network. In *Proceedings of the 4th International scientific and practical conference* (pp. 171–175). BoScience Publisher. <https://sci-conf.com.ua/iv-mizhnarodna-naukovo-praktichna-konferentsiya-progressive-research-in-the-modern-world-28-30-12-2022-boston-ssha-arhiv/>
3. Inosov, S. V., Kornienko, V. M., & Grechukha, V. V. (2014). Intellectual capabilities of an adaptive linear stationary forecasting filter. *Management of Complex Systems Development*, 17, 173–179.
4. Berzlev, O. Yu. (2013). Current state of information systems for time series forecasting. *Management of Complex Systems Development*, 13, 112–114.
5. Inosov, S. V., & Shykalov, V. S. (2001). Adaptive forecasting of energy consumption. *Industrial Power Engineering and Electrical Engineering*, 1, 44–46.
6. Inosov, S. V., Sobolevskaya, T. H., Samojlenko, M. I., & Sidun, K. V. (2011). Research of temperature disturbances for building heating automation systems. *Management of Complex Systems Development*, 6, 159–161.
7. Balyuta, S. M., Jovbak, V. D., Kopylova, L. O., & Sokolova, O. M. (2019). Intelligent management of electricity consumption of an industrial enterprise. *Scientific Works of the National University of Food Technologies*, 25 (1), 128–138.
8. Kuchanskij, O. Yu., & Nikolenko, V. V. (2015). Time series forecasting by sample comparison method. *Management of Complex Systems Development*, 22 (1), 101–106.
9. Singhal, D., & Swarup, K. S. (2011). Electricity price forecasting using artificial neural networks. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 3 (3), 550–555.
10. Alfares, H. K., & Nazeeruddin, M. (2002). Electric load forecasting: Literature survey and classification of methods. *International Journal of Systems Science*, 33 (1), 23–34.

# Посилання на публікацію

- APA Inosov, S., Bondarchuk, O., Lutsenko, V., & Sobolevska, T. (2025). Synthesis of an intelligent adaptive algorithm for automated forecasting of daily electricity consumption. *Management of Development of Complex Systems*, 62, 189–194, [dx.doi.org/10.32347/2412-9933.2025.62.189-194](https://doi.org/10.32347/2412-9933.2025.62.189-194).
- ДСТУ Іносов С. В., Бондарчук О. В., Луценко В. Ю., Соболевська Т. Г. Синтез інтелектуального адаптивного алгоритму для автоматизованого прогнозування добового споживання електроенергії. *Управління розвитком складних систем*. Київ, 2025. № 62. С. 189 – 194, [dx.doi.org/10.32347/2412-9933.2025.62.189-194](https://doi.org/10.32347/2412-9933.2025.62.189-194).