

УДК 621.311.1.018.3

**І. О. Гунько, к. т. н., доц.; П. Д. Лежнюк, д. т. н., проф.; В. М. Лисий****МАКРОМОДЕЛЮВАННЯ ПРОГНОЗУВАННЯ БАЛАНСУ ЛОКАЛЬНИХ СИСТЕМ ЕЛЕКТРОПОСТАЧАННЯ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ ФРАКТАЛЬНИХ ВЛАСТИВОСТЕЙ ГРАФІКІВ НАВАНТАЖЕННЯ ТА ГЕНЕРУВАННЯ**

*Запропоновано метод прогнозування балансу електроспоживання об'єктів міської забудови, цивільного призначення з використанням дискретних макромоделей. Розглядається система електропостачання (СЕС) району, особливістю якої є електроживлення від електричних мереж загального призначення та яка має власне генерування електроенергії від відновлюваних джерел енергії (ВДЕ). Така локальна електроенергетична система (ЛЕС) за певних умов може експлуатуватися як самостійний збалансований електричний об'єкт. Для оптимальної роботи ЛЕС у цих умовах необхідно прогнозувати її графіки електроспоживання.*

*Запропонований метод макромоделювання дає змогу розробляти з потрібною точністю детерміновані моделі електроспоживання базуючись на ретроспективній інформації без використання процедур попередньої обробки даних. Вирішення задачі прогнозування графіків електроспоживання спрощується завдяки використанню під час побудови моделі тільки основних або визначальних характеристик. До них належать фрактальні властивості графіків навантаження СЕС. Сутність альтернативного прогнозування на основі макромоделювання – це процес побудови моделі електроспоживання по етапах. На першому етапі виконання процедури аналізу передбачається збирання та опрацювання даних про електроспоживання досліджуваного реального об'єкта, на другому – вибір математичної моделі, далі покращення параметрів математичної моделі та тестування.*

*Працездатність запропонованого методу перевірено шляхом побудови макромоделі добового електроспоживання 9-поверхового 216-квартирного житлового будинку, для чого використано вхідні дані щодо середньодобового електроспоживання та тижня. Результати показали, що використовуючи інформацію АСКОЕ, можливо отримати низку наочних добових графіків електричного навантаження та узагальнити їх на перспективу. Завдяки використанню під час макромоделюванні фрактальних властивостей графіків навантаження ЛЕС, точність прогнозування електроспоживання підвищується і збільшується термін задовільного прогнозу.*

**Ключові слова:** *система електропостачання, прогнозування електроспоживання, макромоделювання, фрактальні властивості, відновлювані джерела енергії, локальна енергетична система.*

**Вступ**

Макромоделювання в енергетичній сфері дозволяє аналізувати та прогнозувати роботу електроенергетичних систем у великих масштабах. Це може включати в себе такі аспекти, як виробництво, передачу та розподіл електроенергії. Макромоделювання може бути корисним інструментом для прийняття рішень щодо розвитку та управління електроенергетичною системою, забезпечення стабільності та надійності електропостачання, а також для аналізу впливу різних чинників, таких як зростання споживання енергії, зміни в енергетичних технологіях тощо.

Для оцінювання складних систем, до яких належать системи електропостачання (СЕС), теж використовують макромоделювання [1 – 3]. Такі моделі СЕС відрізняються тим, що вони описують лише зовнішні характеристики модельованої системи і призначені для її загальної оцінки. Розв'язання завдань при цьому, не втрачаючи адекватності, спрощується завдяки використанню при побудові моделі тільки основних або визначальних характеристик [1]. До таких характеристик, що характеризують графіки навантаження СЕС, належать їхні фрактальні властивості [4 – 6]. Тобто, використовуються самоафінні структури – фрактали, кожна частина якої повторює у своєму розвитку розвиток усєї моделі в цілому. Це означає,

що вони мають схожі структурні властивості на різних рівнях деталізації. Такі моделі корисні для отримання попередніх оцінок системи, наприклад, під час передпроектних рішень. Однак проблемою є те, що прогнозування потужних енергосистем, промислових підприємств не дає змоги врахувати склад, специфіку та технологічні особливості режиму роботи електроприймачів і електроспоживання об'єктів міської забудови. Тому **метою статті** є розроблення ефективного, достатньо точного для практичного застосування методу прогнозування з використанням фрактальних властивостей для СЕС міської забудови.

### Виокремлення основних властивостей СЕС у методі макромоделювання

Споживання енергії в будинках може коливатися впродовж дня, тижня, сезону та року. Вплив на це має використання різних електричних приладів, погодні умови, добовий розклад активності мешканців тощо. Крім того, в локальних СЕС доводиться враховувати нестабільність генерування ВДЕ, які є частиною їхнього електропостачання. Усе це створює ряд проблем в прогнозуванні графіків електроспоживання СЕС. Таким чином, визначення прогнозних електричних навантажень є основою проектування міських мереж.

Основну групу споживачів селітебних територій складають житлові будинки. Поведінка жителів будинку впливає на споживання енергії. Форма використання електричних приладів, освітлення, опалення та кондиціонування повітря можуть змінюватися з часом. На величину споживання електричної енергії впливають зазвичай потужні електроприймачі (кондиціонери, пральні та посудомийні машини, праски, електронагрівальні прилади, такі як бойлери, електричні плити, системи опалення тощо).

На рис. 1 наведено структурну схему моделей, призначених для прогнозування електроспоживання цивільних об'єктів міської забудови.



Рис. 1. Види моделей прогнозування електроспоживання

Авторегресійні моделі – це моделі часових рядів, у яких значення часового ряду в даний момент лінійно залежать від попередніх значень того самого ряду. Авторегресійний процес порядку  $p$  визначається як:

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

де  $\alpha_i$  – параметри моделі (коефіцієнти авторегресії);  $c$  – постійна (часто для спрощення приймають рівною нулю);  $\varepsilon_t$  – білий шум.

За допомогою авторегресійних моделей можна моделювати сезонність, у цьому разі кількість коефіцієнтів моделі відповідатиме кількості факторів, що циклічно змінюються та беруться до уваги.

1) З метою прогнозування електроспоживання можна застосовувати таку форму авторегресійної моделі:

$$L(t, d) = \sum_{k=1}^4 a_k L_k(t, d), \quad (2)$$

де  $a_k$  – лінійні ваги, що забезпечують оптимальну комбінацію чотирьох окремих прогнозів;  $L_1(t, d)$  – прогноз  $L(t, d)$  на основі авторегресійної моделі першого порядку із затримкою в одну годину;  $L_2(t, d)$ ,  $L_3(t, d)$ ,  $L_4(t, d)$  – те саме із затримкою на добу, тиждень і рік відповідно.

2) Узагальнене експоненціальне згладжування, яке може застосовуватися для прогнозування сумарного погодинного електроспоживання:

$$L(t) = a^T f(t) + \varepsilon(t), \quad (3)$$

де  $a^T$  – вектор експоненціально згладжених ваг, що транспонується;  $f(t)$  – вектор згладжувальних функцій.

Згладжувальні функції являють собою розкладання у ряді Фур'є на період одного тижня.

3) Нейронні мережі та нечітка логіка – це один із нових підходів, що застосовується для розв'язання проблеми прогнозування на основі нечіткої логіки та нейронних мереж. Метод передбачає використання апріорної інформації, дає змогу використовувати нову інформацію в процесі побудови і враховувати властивості модельованого процесу. Також може використовувати попередньо відому інформацію, що застосовується для навчання моделі і є досить наочною для спостерігача. Нейронні мережі здатні виявляти складні залежності між вхідними та вихідними даними та виконувати узагальнення наявних, проте прихованих властивостей і взаємозв'язків. Саме з цього випливає здатність навченої нейронної мережі до прогнозування, передбачити майбутнє значення певної послідовності на основі кількох попередніх значень або чинників, що існують на даний момент.

Модельовання із застосуванням нечітких множин доцільне в разі дослідження надто складної технічної системи або процесу.

Сучасна математична статистика, яка тривалий час була основним інструментом аналізу даних, не завжди підходить при розв'язанні задач із реального життя. Це відбувається, оскільки використовуються усереднені характеристики вибірки, які часто виявляються фіктивними величинами. Тому методи математичної статистики виявляються корисними для перевірки заздалегідь сформульованих гіпотез.

### Побудова макромоделі прогнозування

Сутність альтернативного прогнозування на основі макромоделювання – це процес побудови моделі електроспоживання по етапах наведених на рис. 2.

На першому етапі виконання процедури аналізу передбачається збирання та опрацювання даних про електроспоживання досліджуваного реального об'єкта. Система організації збору та реєстрації інформації щодо електричного навантаження об'єкта здійснюється за допомогою автоматизованої системи комерційного обліку електроенергії (АСКОЕ). Прилади обліку електроенергії житлових будинків, громадських будівель та їхніх комплексів рекомендується об'єднувати в АСКОЕ, що сприяє використанню цієї системи як інструменту проведення енергетичного аудиту та контролю економії енергетичних ресурсів через запровадження відповідних заходів [7]. Застосування АСКОЕ сприяє економному використанню енергоресурсів за рахунок ретельного контролю споживання електроенергії та розроблення відповідних заходів.

Зібрана інформація відображається у вигляді безперервних графіків (рис. 3) або в цифровому вигляді. За отриманою інформацією визначається максимальне електричне навантаження (на графіках рис. 3 це 95 кВт). Графіки електричного навантаження мають

імовірнісний характер і змінюються впродовж доби, мають максимуми в ранкові з 7 до 9 та вечірні з 19 до 23 години, що зумовлено режимами роботи різноманітних електроприймачів.

Попереднє опрацювання даних передбачає вибір періоду часу, для якого здійснюється прогнозування, і періоду подальшої верифікації даних. Проводиться фільтрація за значної кількості інформації про електроспоживання з метою вибору форми моделі та спрощення процедури прогнозування.

При виборі форми моделі може виникнути математичне макромодельовання з використанням дискретних автономних макромоделей у вигляді "чорної скриньки". Процес відбувається на основі реєстрованих характеристик споживання електроенергії шляхом використання однорідних диференціальних або різницевих рівнянь стану в такому вигляді:

$$\begin{cases} \frac{d\vec{x}}{dt} = \vec{f}(\vec{x}) \\ \vec{y} = \vec{g}(\vec{x}) \end{cases}, \quad (4)$$

$$\begin{cases} \vec{x}(k+1) = \vec{f}(\vec{x}(k)) \\ \vec{y}(k+1) = \vec{g}(\vec{x}(k)) \end{cases}, \quad (5)$$

де  $\vec{x}$  – вектор змінних станів;  $\vec{y}$  – вектор вихідних змінних;  $\vec{f}(\cdot)$ ,  $\vec{g}(\cdot)$  – векторні функції, що підбираються за допомогою оптимізаційних алгоритмів.

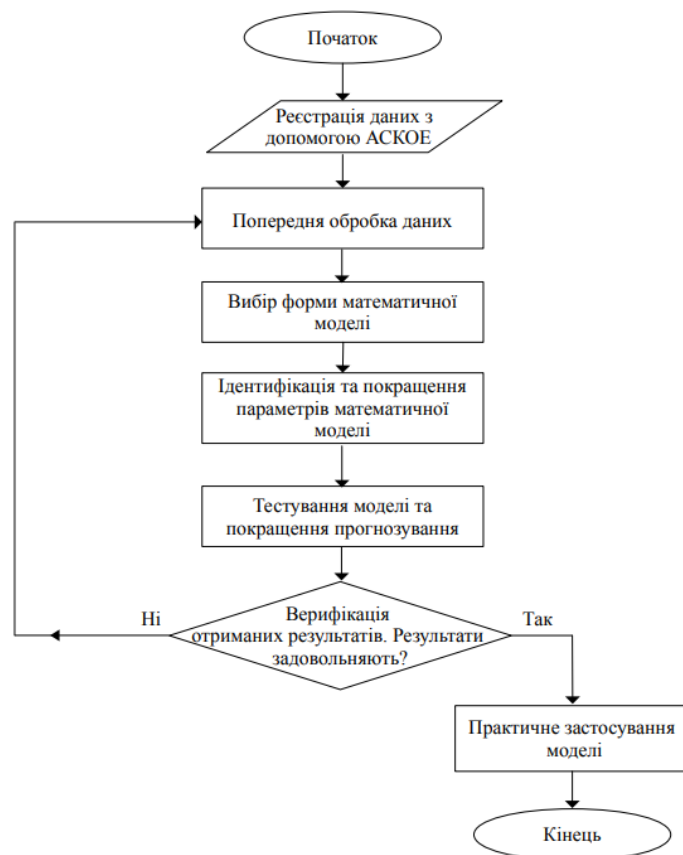


Рис. 2. Етапи побудови макромоделі прогнозування

Оскільки під час побудови моделі електроспоживання вектор вхідних змінних явно

відсутній, розглядаємо випадок, коли початкове значення змінних стану модельованого об'єкта є нульовим. Виберемо форму опису макромоделей у такому вигляді:

$$\begin{cases} \bar{x}^{(k+1)} = \mathbf{F} \bar{x}^{(k)} + \Phi(\bar{x}^{(k)}, \bar{v}^{(k)}) \\ \bar{y}^{(k+1)} = \mathbf{C}(\bar{x}^{(k+1)}) \end{cases} \quad (6)$$

Початковий стан модельованого об'єкта описується нульовою дискретою вектора змінних стану  $\bar{x}^{(0)}$ . Тому компоненти цього вектора мають бути додані до набору невідомих коефіцієнтів моделі.

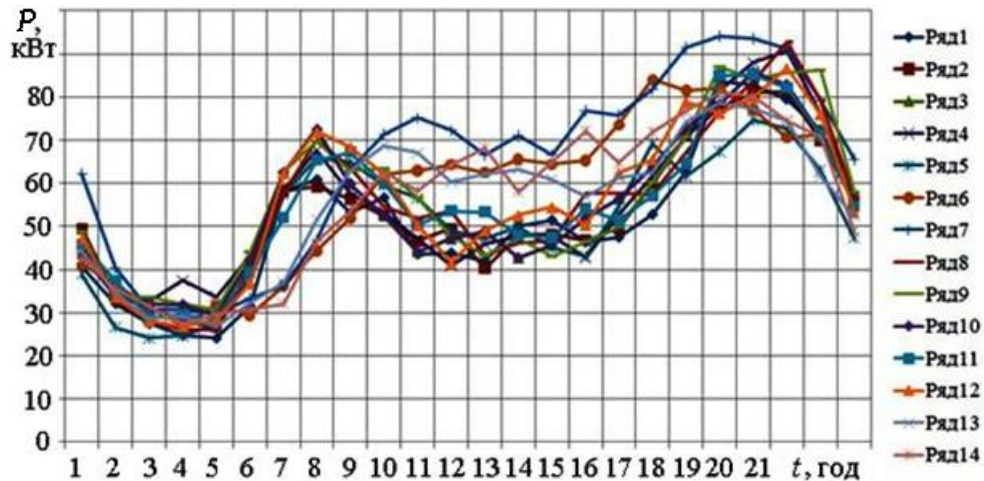


Рис.3. Приклад графіків добового електричного навантаження житлового будинку (день місяця збігається з номером ряду)

Однак,  $\bar{x}^{(0)}$  не можна просто ввести в набір параметрів моделі, оскільки для кожного динамічного процесу буде своє незалежне значення  $\bar{x}^{(0)}$ . Щоб урахувати цей факт, потрібно розділити вектор невідомих коефіцієнтів  $\vec{\lambda}$  на дві частини: першу, до якої входять коефіцієнти, однакові для всіх процесів, і другу з незалежним набором елементів вектора  $\bar{x}^{(0)}$  для кожного процесу, що збільшує невідому кількість коефіцієнтів та ускладнює оптимізаційну задачу.

Під час використання запропонованої макромоделі виникає проблема визначення нульової дискрети вектора  $\bar{x}$ , оскільки компоненти цього вектора, як правило, безпосередньо не вимірюються експериментально, а визначаються через певні значення вихідних елементів  $\bar{y}$ . У загальному випадку це означає, що потрібно додатково знайти лінійну або нелінійну залежність  $\bar{x}^{(0)}$  від експериментально виміряних величин  $\bar{y}$ .

Зокрема, у задачах прогнозування ця залежність будується як функція кількох перших дискретів вихідних величин:

$$\bar{x}^{(0)} = \vec{f}(\bar{y}^{(1)}, \bar{y}^{(2)}, \dots, \bar{y}^{(l)}), \quad (7)$$

де  $l$  – кількість дискретів, що використовуються для знаходження нульової дискрети вектора  $\bar{x}$ .

Оптимізаційний підхід завдяки універсальності щодо форми подання макромоделей може

бути використаний для знаходження додаткових залежностей. Це означає, що елементи вектора  $\bar{x}^{(0)}$ , додані до невідомих коефіцієнтів,  $\bar{\lambda}$  необхідно замінити на коефіцієнти виразу (3), тобто фактично ввести цей вираз у саму модель.

Якщо модель має вигляд (7), то отримаємо:

$$\begin{cases} \bar{x}^{(k+1)} = \mathbf{F} \bar{x}^{(k)} + \Phi(\bar{x}^{(k)}) \\ \bar{y}^{(k+1)} = \mathbf{C} \bar{x}^{(k+1)} \\ \bar{x}^{(0)} = \bar{f}(\bar{y}^{(1)}, \bar{y}^{(2)}, \dots, \bar{y}^{(l)}) \end{cases}, \quad (8)$$

що сприятиме апробації макромоделі електроспоживання.

З метою перевірки працездатності запропонованого підходу побудовано макромодель добового електроспоживання 9-поверхового 216-квартирного житлового будинку, для чого використано вхідні дані щодо середньодобового електроспоживання та тижня (рис. 4 і 5).

Дискретна макромодель електроспоживання житлового будинку створена у вигляді такого співвідношення:

$$\begin{cases} \bar{x}^{(i+1)} = \mathbf{F} \bar{x}^{(i)} \\ \bar{y}^{(i+1)} = \mathbf{C} \bar{x}^{(i+1)} \end{cases}. \quad (9)$$

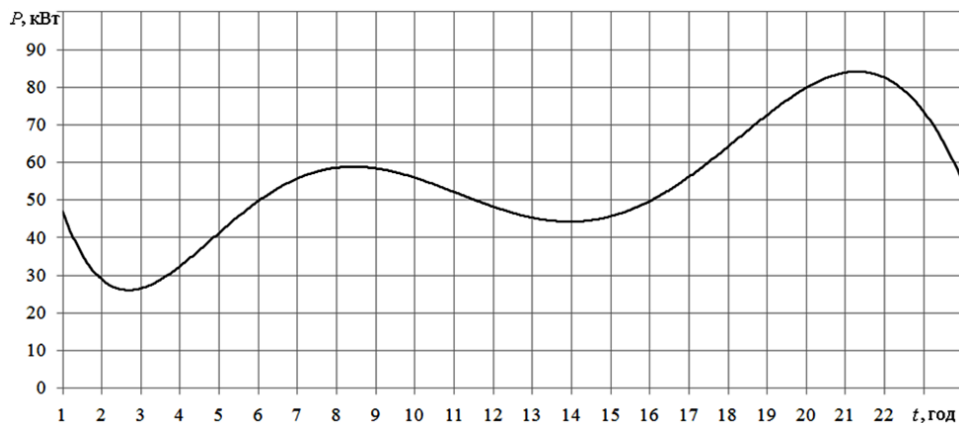


Рис. 4. Динаміка середньодобового електричного навантаження житлового будинку

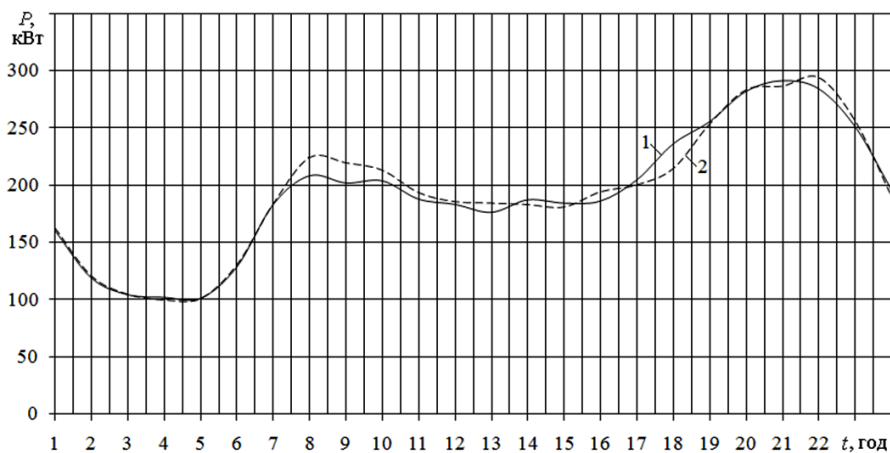


Рис. 5. Вхідні дані електроспоживання житлового будинку протягом першого та другого тижня, відповідно криві 1 і 2

Для побудови макромоделі використано вхідні дані добового електроспоживання Наукові праці ВНТУ, 2023, № 3

протягом першого та другого тижнів. Початкове значення змінних стану визначалося на основі лінійної залежності від рівня споживання електроенергії в довільно обраний час, а саме о 9, 20 та 22 години:

$$\vec{x}^{(0)} = S \begin{pmatrix} y_9 \\ y_{20} \\ y_{22} \end{pmatrix}. \quad (10)$$

Верифікація автономної макромоделі проводилася на незалежному наборі даних. Для цього використано вхідні дані електроспоживання житловим будинком за третій тиждень і створеної макромоделі електроспоживання для третього тижня (рис. 6).

Порівняння середньоквадратичної похибки прогнозування за регресійною моделлю прогнозування електроспоживання житлового будинку та за допомогою нейронної мережі показало наступне.

За ретроспективною інформацією електроспоживання житлового будинку регресійна модель для прогнозування має такий вигляд:

$$w = 55t + 4562. \quad (11)$$

Середньоквадратична похибка прогнозування електроспоживання за регресійною моделлю виявилася 6,0 %.

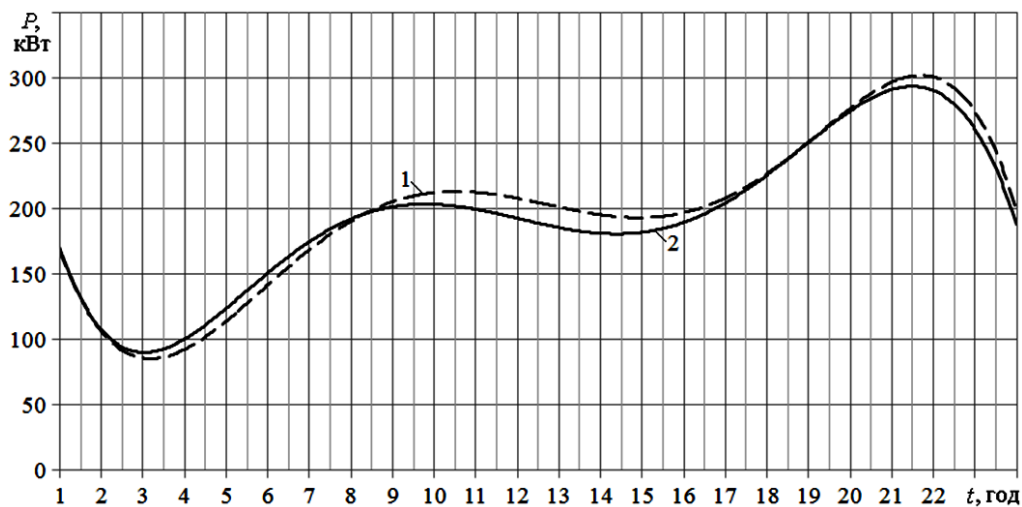


Рис. 6. Вхідні дані (крива 1) і реакція макромоделі за 3-й тиждень (крива 2)

Порівнюючи фактичну величину електроспоживання житлового будинку за 3-й тиждень жовтня місяця зі значенням його за макромоделюванням, середньоквадратична похибка прогнозування становить близько 3,1 %. Таким чином, прогнозування за макромоделюванням краще наближає до адекватності процесу ніж за регресійною моделлю.

### Висновки

Запропонований метод прогнозування дозволяє розробляти з достатньою точністю детерміновані моделі електроспоживання базуючись на ретроспективних даних без використання процедур попереднього опрацювання даних, що характерно для інших методів. Прогнозування графіків електроспоживання ЛЕС спрощується завдяки використанню під час побудови макромоделі тільки основних і визначальних характеристик.

До них належать фрактальні властивості графіків навантаження СЕС.

На прикладі прогнозування електроспоживання житлового будинку показано, що підхід автономного макромодельовання, ефективно використовуючи апріорну інформацію, здатний навчатися і на виході надавати наочну та адекватну інформацію про процес електроспоживання ЛЕС. Використовуючи інформацію АСКОЕ, можливо отримати низку наочних добових графіків електричного навантаження та узагальнити їх на перспективу. Завдяки використанню при макромодельованні фрактальних властивостей графіків навантаження ЛЕС точність прогнозування електроспоживання підвищується і збільшується термін задовільного прогнозу.

### СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Venikov V. A. Theory of similarity and simulation: With applications to problems in electrical power engineering / V. A. Venikov. – Macdonald & Co; 1st ed., 1969. – 494 p
2. Stakhiv P. Macromodeling as an alternative approach for electric power systems modeling using ATP and MATLAB/Simulink / P. Stakhiv, O. Hoholyuk // 16<sup>th</sup> International Conference on Computational Problems of Electrical Engineering (CPEE). – 2015. – P. 200 – 203. DOI: 10.1109/CPEE.2015.7333375.
3. Natural-simulation Model of Photovoltaic Station Generation in Process of Electricity Balancing in Electrical Power System / P. Lezhniuk, V. Komar, I. Hunko [et al] // Informatyka, Automatyka, Pomiary W Gospodarce I Ochronie Środowiska. – 2022. – № 12 (3). – P. 40 – 45. DOI: 10.35784/iapgos.3030.
4. Feder J. Fractals / J. Feder. – New York : Plenum Press, 1988. – 254 с.
5. Peters E. E. Fractal Market Analysis : Applying Chaos Theory to Investment & Economics / E. E. Peters. – A Wiley Finance Edition, 1994. – 336 p.
6. Lezhniuk P. D. Fractal analysis of dynamics of electric loading of civil objects / P. D. Lezhniuk, A. S. Bondarchuk, Iu. A. Shullie // Europe-science (Praha, Czech Republic). – 2018. – № 26. – P. 64 – 71.
7. Shahnian, F. Electric Distribution Network Planning / F. Shahnian, A. Arefi, G. Ledwich. – Springer : Singapore ; 1st ed., 2013. – 381 p.

Стаття надійшла до редакції 20.09.2023.

Стаття пройшла рецензування 27.09.2023.

**Лежнюк Петро Дем'янович** – д. т. н., професор.

Вінницький національний технічний університет, Інститут відновлюваної енергетики НАН України.

**Гулько Ірина Олександрівна** – к. т. н., доцент.

Вінницький національний технічний університет, докторант Інституту відновлюваної енергетики НАН України.

**Лисий Владислав Михайлович** – аспірант.

Інститут відновлюваної енергетики НАН України.