

Міністерство освіти і науки України
Вінницький національний технічний університет

П. Д. Лежнюк, Ю. А. Шуллє

P. D. Lezhniuk, J. A. Shulle

**ОПЕРАТИВНЕ ПРОГНОЗУВАННЯ
ЕЛЕКТРИЧНИХ НАВАНТАЖЕНЬ СИСТЕМ
ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ З ВИКОРИСТАННЯМ
ЇХ ФРАКТАЛЬНИХ ВЛАСТИВОСТЕЙ**

**ON-LINE FORECASTING OF ELECTRIC ENERGY
CONSUMPTION SYSTEMS ELECTRIC LOADS,
USING THEIR FRACTAL PROPERTIES**

Монографія

Вінниця
ВНТУ
2015

УДК 658.262
ББК 65.291.808.4
Л40

Рекомендовано до друку Вченою радою Вінницького національного технічного університету Міністерства освіти і науки України (протокол № 6 від 29.01.2015 р.)

Рецензенти:

М. І. Михайлів, доктор технічних наук, професор

В. М. Кутін, доктор технічних наук, професор

The monograph considers problems of control efficiency enhancement of electric energy consumption as a result of the development of the method and models of on-line forecasting of electric energy consumption systems loading, using their fractal properties. The book will serve as the excellent source of information for researchers, scientists, post-graduates, students who study the problems of electric loads forecasting.

Лежнюк, П. Д.

Л40 Оперативне прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання з використанням їх фрактальних властивостей : монографія / П. Д. Лежнюк, Ю. А. Шулле. – Вінниця : ВНТУ, 2015. – 104 с.

ISBN 978-966-641-627-1

У роботі розглядаються питання підвищення ефективності керування електроспоживанням за рахунок розроблення методу і моделей оперативного прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання з використанням їх фрактальних властивостей. Книга розрахована на науковців, аспірантів, студентів та фахівців, які займаються питаннями прогнозування електричних навантажень.

УДК 658.262
ББК 65.291.808.4

ISBN 978-966-641-627-1

© П. Лежнюк, Ю. Шулле, 2015

ЗМІСТ

ВСТУП.....	5
1 ДОСЛІДЖЕННЯ СУЧАСНИХ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНИХ НАВАНТАЖЕНЬ СИСТЕМ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ	7
1.1 Аналіз сучасних методів прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання.....	7
1.1.1 Аналіз методів прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання	7
1.1.2 Сучасні методи, що можуть бути використані для прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання	16
1.2 Використання теорії фрактальних множин і фрактальної геометрії для прогнозування	19
1.3 Висновки до розділу 1	22
2 МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНИХ НАВАНТАЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ ФРАКТАЛЬНИХ МНОЖИН	23
2.1 Формування математичної моделі прогнозу навантажень систем електроспоживання з використанням фрактальних множин.....	23
2.1.1 Представлення графіка навантаження у вигляді фракталу	23
2.1.2 Визначення придатності R/S-аналізу для прогнозування електричних навантажень	25
2.1.3 Якісна інтерпретація результатів R/S-аналізу графіків електричних навантажень	28
2.2 Дослідження фрактальних властивостей графіків навантаження	33
2.2.1 Дослідження фрактальних властивостей річних графіків споживання електроенергії	33
2.2.2 Дослідження фрактальних властивостей графіка півгодинних навантажень промислового підприємства	39
2.2.3 Обґрунтованість оцінки H для графіків електричних навантажень	42
2.3 Висновки до розділу 2	43

3	СТВОРЕННЯ СИСТЕМИ ОПЕРАТИВНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ, В РАМКАХ ЯКОЇ МОЖНА РЕАЛІЗУВАТИ ФРАКТАЛЬНІ ВЛАСТИВОСТІ ГРАФІКА ЕЛЕКТРИЧНИХ НАВАНТАЖЕНЬ	45
3.1	Оцінювання та оперативне прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання	45
3.1.1	Модель інтелектуальної адаптивної програмно-апаратної системи контролю та ідентифікації функціонування системи електроспоживання	45
3.1.2	Алгоритм оцінювання та оперативного прогнозування електричних навантажень промислових підприємств	48
3.1.3	Програмно-апаратний комплекс оперативного прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання	50
3.2	Алгоритм оцінювання та ідентифікації навантажень систем електроспоживання	54
3.3	Сценарний алгоритм оптимізації та прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання	57
3.4	Нейромережевий алгоритм оперативного прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання	59
3.5	Висновки до розділу 3	63
4	ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДІВ ТА АЛГОРИТМІВ ОПЕРАТИВНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНИХ НАВАНТАЖЕНЬ СИСТЕМ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ	64
4.1	Оперативне прогнозування електричних навантажень за допомогою штучних нейронних мереж	64
4.2	Прогнозування електричних навантажень за допомогою ARIMA	78
4.3	Економічна оцінка ефективності оперативного прогнозування електричних навантажень	85
4.4	Висновки до розділу 4	88
	ВИСНОВКИ	89
	ЛІТЕРАТУРА	91
	SUMMARY	102

ВСТУП

В сучасних умовах ринкової економіки ефективне використання електричної енергії є однією з найважливіших проблем електроенергетики України. Це зумовлено зростанням цін на електроенергію і зростанням її частки в собівартості продукції. В останні роки в Україні змінюється структура електроспоживання. Нові осередки електроспоживання, кількість яких стрімко зростає, характеризується великою кількістю нескоординованих споживачів, що приводить до значного підвищення рівня стохастичних коливань споживання протягом доби, а також до зміни сезонних коливань електроспоживання протягом року. Більше того, саме внаслідок відсутності координації між окремими споживачами можуть виникати великі відхилення в електроспоживанні, амплітуда яких може перевищувати критичні для електропостачальника значення. Це може призвести до аварійних ситуацій, особливо за умов високого рівня зношеності обладнання електротехнічних систем.

Напрямок, що дозволяє скоротити витрати та уникнути критичних ситуацій, є оперативне прогнозування електроспоживання, яке допомагає ефективно планувати та нормувати споживання електричної енергії, забезпечувати ефективне використання різнотипного технологічного устаткування. Графік навантаження електричної мережі кожного підприємства формується під впливом різних факторів, повне врахування яких неможливе. Отже, в умовах енергетичного ринку важливе значення для промислових підприємств має створення системи оперативного прогнозування погодинного споживання електричної енергії на добу, що дозволяє мінімізувати відхилення споживаної потужності від потужності, заявленої на ринку на добу вперед.

Оперативне прогнозування електроспоживання промислових підприємств має важливе значення в умовах розвитку Smart Grid-технологій. Насамперед, необхідне воно для того, щоб оптимізувати графіки вироблення електроенергії, за рахунок прогнозування електроспоживання. У випадку, коли неможливо підтримувати баланс шляхом генерування електроенергії, можлива зміна графіків електричних навантажень підприємств-регуляторів. Таким чином забезпечується

гнучкий двосторонній зв'язок потоків електроенергії і інформації між енергооб'єктами.

Ймовірнісний характер змін навантаження є однією з істотних особливостей процесу електроспоживання. Внаслідок наявності випадкової складової, природного росту навантаження та впливу різних факторів, строгої періодичності в графіках навантаження немає. Раніше запропоновані методи прогнозування електричного навантаження на практиці стикаються з певними труднощами, що обумовлює актуальність розроблення нових методів для прогнозування навантаження. Спектр методик прогнозування витрат електроенергії досить широкий. Однак все більшого поширення набувають інтелектуальні інформаційні технології, які пов'язані з використанням штучних нейронних мереж. Вони дозволяють відтворювати складні залежності, які супроводжуються погано формалізованим завданням. Зокрема, це і теорія фракталів, яка дозволяє з іншого боку розглянути процес прогнозування електроспоживання.

Метою роботи є підвищення ефективності керування електроспоживанням шляхом використання методу і моделей оперативного прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання з врахуванням їх фрактальних властивостей.

Робота буде корисна науковцям, аспірантам, студентам та фахівцям, які займаються питаннями прогнозування електричних навантажень.

1 ДОСЛІДЖЕННЯ СУЧАСНИХ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНИХ НАВАНТАЖЕНЬ СИСТЕМ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ

Загальний стан сучасних методів прогнозування електричних навантажень визначається значною зміною парадигми енергоспоживання. Саме це є основою для можливості ефективного застосування загальних математичних процедур та алгоритмів при розв'язанні задач детермінованого і стохастичного аналізу електромеханічних систем, електропостачання потужних технологічних комплексів, до яких необхідно віднести обладнання промислових підприємств. Перші роботи, на тему оперативного, короткострокового, середньострокового прогнозування електричних навантажень з'явилися у середині минулого століття. Однак і сьогодні потік публікацій у цьому напрямку не зменшується, а методи прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання продовжують стрімко розвиватись. Це обумовлено, в першу чергу, складністю задач, які пов'язані з безперервним розвитком систем електроспоживання, недослідженістю випадкових процесів, що формують режими їх функціонування.

Велика кількість вчених проводили дослідження у цій сфері. Значний внесок у розвиток методів визначення і прогнозування електричних навантажень внесли такі вчені: В. І. Гордєєв, А. А. Федоров, Е. М. Рістхейн, О. О. Єрмілов, С. Д. Волобрінський, А. В. Праховник, І. Є. Васильєв, В. І. Щуцкій, С. К. Гурський, Б. І. Макоколюєв, А. П. Резніков, В. Ф. Тимченко, Б. С. Рогальський.

У даному розділі розглядаються сучасні методи прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання.

1.1 Аналіз сучасних методів прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання

1.1.1 Аналіз методів прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання

На сьогоднішній день основні дослідження в електроенергетиці спрямовані на вирішення проблем енергосистем. Питанням прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання приділяється уваги значно менше. Під системою електроспоживання розуміється сукупність взаємопов'язаних електротехнічних комплексів, окремі електротехнічні комплекси, електроприймачі промислових підприємств, що характеризуються узагальненими параметрами елект-

ричного навантаження. Прогнозування режимів функціонування електричних навантажень систем електроспоживання необхідні для розв'язання наукових, науково-практичних, техніко-економічних задач управління і прийняття рішень. В загальному випадку розглядають такі види прогнозів [117–121]:

- годинний прогноз, що застосовується для прогнозування електричного навантаження з терміном до однієї години;
- оперативний прогноз, що використовується для прогнозування погодинного електричного навантаження в межах однієї доби;
- короткостроковий прогноз, застосовується для прогнозування добового електроспоживання та погодинного визначення навантажень з тижневим упередженням;
- місячний прогноз, використовується для добового електроспоживання до кінця поточного місяця;
- середньостроковий прогноз, застосовується для дослідження питань прогнозування місячного електроспоживання, тижневих та місячних екстремумів (максимумів та мінімумів) електричних навантажень з терміном 1–12 місяців;
- довгостроковий прогноз, використовується для прогнозування з терміном 1–5 років;
- перспективний прогноз, застосовується для прогнозування з терміном понад п'ять років.

Кожен вид прогнозу потребує власних вхідних даних та особливої методики прогнозування [1, 8, 10, 27, 29, 31, 37, 48, 66, 70, 71, 83, 85, 91, 95, 103, 115, 117–119]. В запропонованій роботі увага приділена оперативному прогнозуванню, для якого досить часто використовують метод еталонного графіка, де беруться усереднені за певний проміжок часу значення споживання електричної енергії в якості типового графіка. Такий типовий графік корегується під час появи нових даних. На сьогодні для оперативного прогнозування майже завжди використовують однофакторні моделі [117–121].

Прогнозування є однією з тих задач статистичного аналізу, які є дуже необхідними, але в той же час, дуже складними [27, 29–31, 37, 48, 66, 70, 71, 83, 85, 92, 95, 117–121]. Серед методів прогнозування (таких налічується близько 150) виділяють три групи [10]:

- статистичні (ймовірнісні);
- детерміновані (в тому числі алгебраїчні);
- комбіновані ймовірнісно-детерміновані.

Статистичні моделі отримали найбільш широке застосування в задачах прогнозування процесів електроспоживання [6, 8, 15, 20, 26, 71, 77, 123]. Популярність моделей цього типу пояснюється високим сту-

пенем адекватності для розв'язання цілої низки задач прогнозування процесів в енергетиці [27, 30, 31, 34, 86, 103].

У загальному випадку найбільш повною характеристикою сигналу як випадкового стохастичного процесу є n -мірна щільність ймовірності $\varphi(P_1, P_2, \dots, P_n)$, яка під час інтегрування по dP_1, dP_2, \dots, dP_n дає ймовірність того, що випадковий процес пройде в інтервалах $(P_1 - \Delta P_1 / 2; P_1 + \Delta P_1 / 2), \dots, (P_n - \Delta P_n / 2; P_n + \Delta P_n / 2)$:

$$\varepsilon = \int_{P_1 - \Delta P_1 / 2}^{P_1 + \Delta P_1 / 2} \int_{P_2 - \Delta P_2 / 2}^{P_2 + \Delta P_2 / 2} \dots \int_{P_n - \Delta P_n / 2}^{P_n + \Delta P_n / 2} \varphi(P_1, P_2, \dots, P_n) dP_1 dP_2 \dots dP_n,$$

де P_1, P_2, \dots, P_n – потужність навантаження $P(t)$ в момент часу t_1, t_2, \dots, t_n .

На практиці користуватися багатовимірними щільностями ймовірності досить складно, так само як і їх визначити.

Для нестационарних випадкових процесів, що представляються процесами з періодичним трендом, n -мірна щільність розподілу є періодичною функцією часу по кожному аргументу:

$$\varphi(P_1, P_2, \dots, P_n) = \varphi(P(t_1 + T), P(t_2 + T), \dots, P(t_n + T)),$$

де T – період повторення тренду;

$$P_i = P(t_i), i = \overline{1, n}.$$

Математичне очікування і автокореляційна функція цього процесу мають також періодичний характер:

$$M[P(t)] = M[P(t + T)] = p_c(t); \quad R(\tau) = R(\tau + T).$$

Часткові реалізації процесу $P_j(t), j = \overline{1, N}$ можна досліджувати як за властивостями окремих реалізацій $P_j(t)$ (вивчення процесу «поздовж»), так і за властивостями окремого відліку $P_j(t_k)$, але для всіх реалізацій (вивчення процесу «упоперек»). В першому випадку $P_j(t)$ величина j – фіксоване ціле число, і вивчення графіка здійснюється на часовому інтервалі $t \in [0, T_{\sigma}]$, в іншому випадку фіксований момент часу t_k , і вивчається поведінка відліку $P_j(t_k)$ по всій множині реалізацій $j = \overline{1, N}$ графіків.

Особливий інтерес викликають процеси, які відносяться до класу нестационарних випадкових процесів, вибірккові реалізації яких мають загальний детермінований тренд. Для процесів такого типу показано,

що також можливе визначення статистичних характеристик за певними реалізаціями [15, 123]:

$$p_c = M[P(t)] = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T P(t) dt \approx \frac{1}{T} \int_0^T P(t) dt; \quad (1.1)$$

$$DP = M\left\{[P(t) - p_c]^2\right\} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T [P(t) - p_c]^2 dt \approx \frac{1}{T} \int_0^T [P(t) - p_c]^2 dt; \quad (1.2)$$

$$k_{ij} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T [P_i(t)P_j(t + t_{ij})]^2 dt - p_{ci}p_{cj} \approx \frac{1}{T} \int_0^T [P_i(t)P_j(t + t_{ij})]^2 dt - p_{ci}p_{cj}; \quad (1.3)$$

$$R_{ij}(\tau) \approx \frac{1}{T - \tau} \int_0^{T - \tau} P_i(t)P_j(t + \tau) dt - p_{ci}p_{cj}; \quad (1.4)$$

$$S(\omega) \approx \frac{2}{T} \int_0^T R(t) \cos(\omega t) dt. \quad (1.5)$$

Випадкові нестационарні графіки навантаження часто мають особливості, що спрощують їх аналіз і моделювання. До таких особливостей відноситься повторюваність технологічних або добових циклів, а також циклів викликаних сезонними змінами.

Результати вимірювань таких графіків навантаження або часових рядів електроспоживання можна представити нестационарним випадковим процесом, усі реалізації якого мають загальний майже періодичний детермінований тренд. Для опису таких процесів не завжди вимагається усереднення за ансамблем реалізацій, а багато важливих властивостей можна оцінити за однією реалізацією [11].

Основу статистичних прогнозних математичних моделей електричних навантажень систем електроспоживання складають різні моделі часових рядів: модель ковзного середнього і зваженого ковзного середнього, модель експоненційного згладжування Брауна, авторегресійна модель, поєднана модель авторегресії ковзного середнього, поєднана модель авторегресії інтегрованого ковзного середнього або Бокса-

Дженкінса і інші. Класифікація основних статистичних прогнозних математичних моделей показана на рис. 1.1.

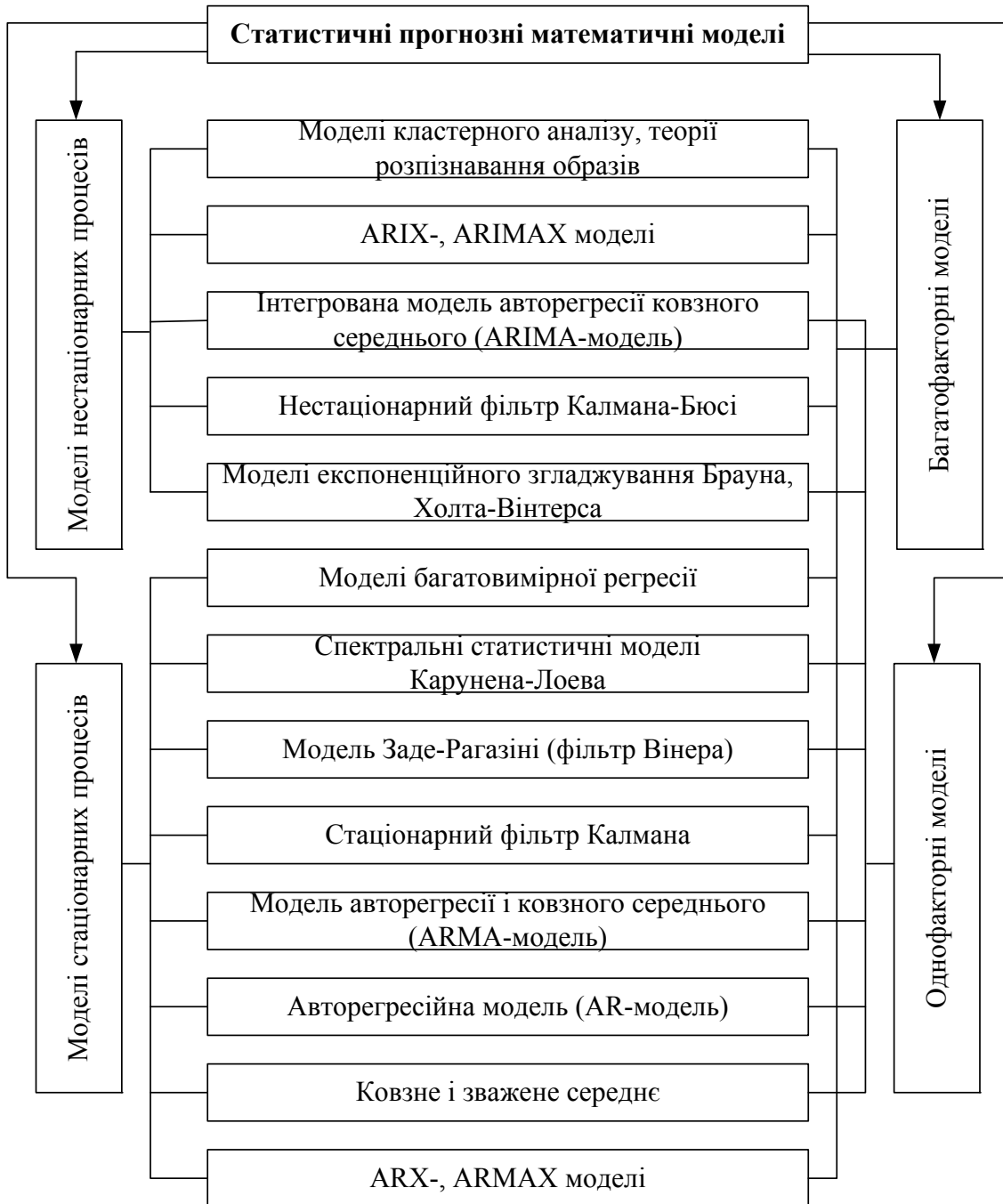


Рисунок 1.1 – Класифікація основних статистичних прогнозних математичних моделей електричних навантажень систем електроспоживання

Статистичні моделі, залежно від обліку в них вхідних параметрів зовнішніх впливаючих чинників, ділять на: однофакторні і багатофакторні. У першому типі моделей облік зовнішніх чинників не здійснюється, а будується замкнута динамічна модель самої вихідної величини.

ни. У другому типі – динамічна модель має один або декілька зовнішніх впливаючих чинників. Якщо модель часового ряду багатofакторна, то цей факт може позначатися буквою «X» в скороченні її назви (ARX-модель, ARMAX-модель і так далі).

Окрім моделей часових рядів при статистичному прогнозуванні використовуються моделі, які базуються на: фільтрах Калмана і Вінера (модель Заде–Рагазіні); спектральних ортогональних розкладаннях, у тому числі Карунена–Лоева; канонічному розкладанні випадкового процесу; багатовимірній регресії; теорії кластерного аналізу; теорії розпізнавання образів [10, 30, 31, 76, 103, 106, 112].

Усі перелічені статистичні моделі можуть використовуватися під час моделювання окремо, але найчастіше у складі комбінованих ймовірно-детермінованих моделей.

Методи статистичної обробки інформації мають добре розвинені і вивчені класичні методи, а саме, регресійний, кореляційний аналіз і так далі. Незважаючи на безперечну цінність цього виду досліджень, у багатьох випадках від нього доводиться відмовлятися. На превеликий жаль, людина без освіти в галузі статистики зустрічається з труднощами, як під час вибору конкретного методу аналізу, так і під час трактування результату.

В останні роки намітилася тенденція критичного ставлення до статистичної обробки інформації. Особливо у випадку, коли відсутня можливість отримання представницьких вибірок для побудови математичних моделей, статистичних характеристик процесів та перевірки їх адекватності [4, 74, 107]. Крім того, статистична теорія використовує операції усереднення по безлічі реалізацій, що в багатьох випадках приводить до погіршення математичної моделі, особливо в умовах малих і нестационарних вибірок.

В електроенергетиці є приклади, коли ймовірнісні моделі застосовуються без належного обґрунтування, тобто, коли відсутня можливість отримання представницьких вибірок для побудови математичних моделей і перевірки їх адекватності [9, 47]. У цих випадках ефективно використовувати алгебраїчний, детермінований, а не статистичний підхід до вирішення проблеми прогнозування електричних навантажень. Основні відмінності алгебраїчного підходу від статистичного полягають в наступному:

- при моделюванні знаходяться, уточнюються і використовуються не статистичні характеристики помилок вимірювань, а безпосередньо самі значення помилок у конкретному епізоді ідентифікації;
- уточнення параметрів моделі здійснюється безпосередньо за нев'язкою сигналів на виході об'єкта і на виході поточної моделі.

Більшість детермінованих прогнозних моделей процесів (поліноміальна модель, кінцевий гармонійний ряд Фур'є, алгебраїчні регресії, спектральні розкладання і інші) можуть представлятися моделлю загального виду:

$$P_j = F(\varphi, S_j) + \Theta_j, \quad (1.6)$$

де φ – вектор параметрів детермінованої моделі; $S_j = [Z_j^T, \dots, Z_{j-l_1}^T, P_{j-1}^T, \dots, P_{j-l_2}^T]^T$ – комбінований вектор: вхідних впливових факторів Z_j , у поточний і ряд попередніх моментів часу, а також, можливо, самої вихідної величини P_j в попередні моменти часу; Θ – вектор помилки моделі; $F(\dots)$ – функція або векторна функція, що визначає детерміновану прогнозну модель.

Завдання ідентифікації (1.6) ставиться в алгебраїчному випадку так: визначити найкращу, за деяким критерієм якості $I(\hat{\varphi})$, оцінку $\hat{\varphi}$ параметрів φ на підставі змін входу–виходу об'єкта в допустимому області Φ значень:

$$\hat{\varphi} = \arg \left(\min_{S_j \in \Phi} I(\hat{\varphi}) \right).$$

В алгебраїчній постановці вектор помилки моделі Θ_j і його статистичні характеристики вважаються невідомими.

З формальних алгебраїчних позицій система (1.6) не може бути розв'язана, оскільки містить два невідомих вектори: параметрів моделі φ і помилки моделі Θ_j . Однак, використовуючи метод найменших квадратів при алгебраїчній ідентифікації, модель (1.6) наближено замінюють системою:

$$P_j = F(\varphi, S_j) + e; \quad e = p_j - F(\varphi, S_j),$$

а за оптимальну оцінку $\hat{\varphi}$ приймають значення, що забезпечує мінімум евклідової норми вектора нев'язок, або позитивно визначеної квадратичної форми:

$$I(\hat{\varphi}) = e_j^T R^2 e_j, \quad (1.7)$$

де $R^2 = R^T R$ – позитивно певна вагома матриця, $\det R \neq 0$; $e_j = P_j - F(\varphi, S_j)$ – вектор нев'язок (похибок).

Хоча використання в теорії ідентифікації цього підходу статистично необґрунтоване, проте цей метод є більш практичним методом

розв'язання задачі по єдиній вибірці або малій кількості вибірок вимірювань обмеженого обсягу.

Для поліпшення оцінки φ необхідне залучення додаткової (нестатистичної) інформації або про вектор параметрів φ , або про вектор помилки моделі Θ . Одним із шляхів є ітераційне уточнення моделі помилки шляхом модифікації, наприклад, матриці R в квадратичному критерії якості (1.7), або реалізація постійного адаптивного налаштування моделі. В деяких підходах рекомендується фільтрувати на основі методу експоненційного згладжування одержані оцінки параметрів φ моделі.

Як алгебраїчний підхід можна розглядати побудову математичних моделей процесів на основі теорії нечітких множин, штучних нейронних мереж, які дозволяють формувати модель об'єкта або процесу в умовах малих і нестаціонарних вибірок, а також формалізувати експертні оцінки фахівців [5, 25, 74, 93]. Основні детерміновані моделі, що використовуються при моделюванні та прогнозуванні, наведені на рис. 1.2. Як правило, ці моделі використовуються в складі комбінованих ймовірно-детермінованих моделей.

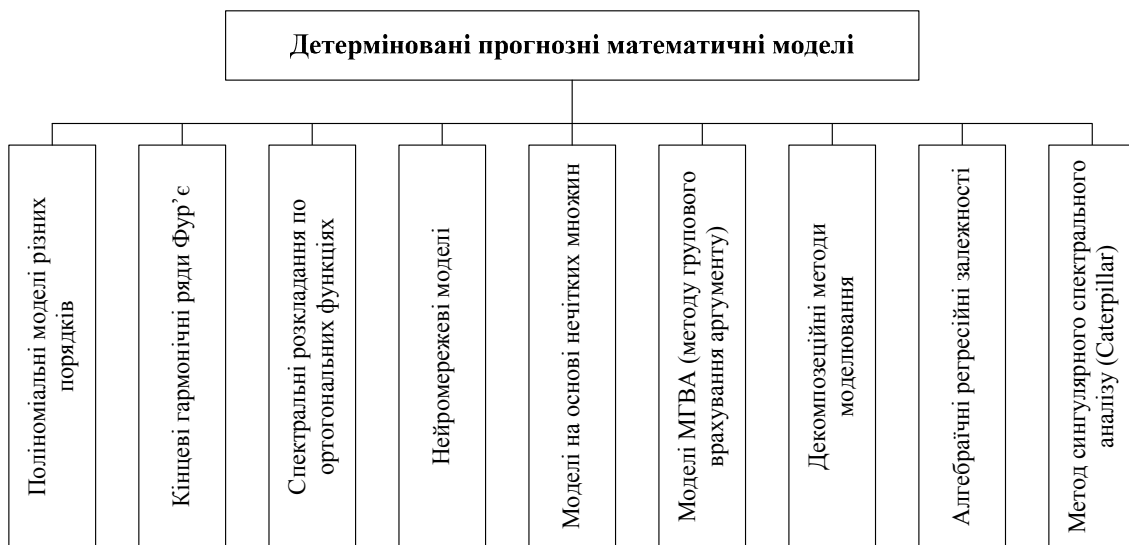


Рисунок 1.2 – Детерміновані підходи розробки прогнозних математичних моделей електричних навантажень систем електроспоживання

Усе більшого поширення набувають математичні прогнозні моделі, які є комбінацією статистичних та детермінованих моделей. Саме ці моделі дозволяють забезпечити найкращу точність прогнозування, адаптивність до змінного процесу електроспоживання [10, 30, 103]. Вони базуються на концепції стандартизованого моделювання наван-

таження, яка полягає в моделюванні фактичного навантаження $P(t,d)$ як сукупності стандартизованого графіка (базової складової, детермінованого тренду) $P_S(t,d)$ і залишкової складової $P_D(t,d)$.

Така декомпозиція на складові найчастіше має адитивний характер:

$$P(t,d) = P_S(t,d) + P_D(t,d), \quad (1.8)$$

іноді використовується і мультиплікативна декомпозиція:

$$P(t,d) = P_S(t,d) \cdot P_D(t,d), \quad (1.9)$$

де d – тип прогнозованої доби.

Іноді використовується модель, що поєднує властивості адитивної і мультиплікативної моделей:

$$P(t,d) = P_{S1}(t,d) + P_{S2}(t,d) \cdot P_D(t,d), \quad (1.10)$$

де $P_{S1}(t,d)$, $P_{S2}(t,d)$ – детерміновані складові; $P_D(t,d)$ – остаточна випадкова складова.

Найбільш широке застосування в електроенергетиці має адитивна модель (1.8), моделі (1.9) і (1.10) мають обмежене застосування.

Процес $P_D(t,d)$ у першому наближенні вважають стаціонарним, а це спрощує його моделювання з використанням статистичних моделей. Виділення стандартної складової $P_S(t,d)$ здійснюють різними широко відомими методами [5, 10, 25, 74, 76, 87, 93]. При моделюванні стандартної складової $P_S(t,d)$ також часто здійснюють її декомпозицію на окремі складові [10]:

$$P_S(t,d) = P_A(t,d) + P_R(t,d) + P_T(t,d) + P_W(t,d), \quad (1.11)$$

де $P_A(t,d)$ – складова, що враховує зміну середнього сезонного навантаження; $P_R(t,d)$ – складова, що враховує тижневу циклічність зміни електроспоживання; $P_T(t,d)$ – трендова складова, що моделює додаткові ефекти, пов'язані зі зміною сходу і заходу сонця від сезону до сезону; $P_W(t,d)$ – складова, яка враховує залежність електроспоживання від метеофакторів (температури).

Кожна із складових в комбінованій моделі (1.8), (1.11) реалізується на основі того чи іншого статистичного або детермінованого методу. Це і визначає різноманіття комбінованих прогнозних математичних моделей процесів. Комбіновані моделі виду (1.8), (1.11) не завжди обов'язково містять всі перелічені складові: $P_S(t,d)$, $P_A(t,d)$, $P_R(t,d)$, $P_T(t,d)$, $P_W(t,d)$, $P_D(t,d)$. У низці випадків одні складові вбирають у себе функції інших відсутніх в моделі складових.

1.1.2 Сучасні методи, що можуть бути використані для прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання

Розглянемо досить нові, сучасні методи прогнозування. До них віднесемо:

- інтелектуальні технології аналізу даних;
- оперативну обробку даних (OLAP-технології);
- технічний аналіз;
- нейронні мережі;
- нелінійні регресійні методи;
- еволюційне програмування;
- гібридні варіанти;
- адаптивні методи прогнозування;
- нечітке прогнозування;
- сценарний підхід;
- фрактальний аналіз;
- сплайн-прогнозування.

Розглянемо деякі зі списку нових підходів, які знайшли своє застосування в електроенергетиці.

Адаптивне прогнозування іноді називають «двоступеневим прогнозуванням», що є окремим випадком адаптивного підходу. Адаптивне прогнозування полягає в тому, що поряд зі швидкими змінами прогнозованих змінних існують відносно повільні зміни їх структурних коефіцієнтів. Тоді спочатку прогнозуються повільні зміни коефіцієнтів, які впливають на подальшу прогнозованість самих змінних. Для цього частіше використовується метод експоненційного згладжування, на його основі будується більшість моделей адаптивного прогнозування [30, 66, 74, 83, 122]. Недоліком адаптивного прогнозування є те, що в деяких випадках (при прогнозуванні і моделюванні сезонних процесів) воно стає громіздким.

Нечітке прогнозування іноді ще називається лінгвістичним або символічним. Тут можуть використовуватись лінгвістичні представлення змінних, в цих методах цікавий грубий, наближений опис з прогнозуванням тенденцій. Також застосовують такі терміни, як високий, середній, низький, що особливо зручно для експертних методів аналізу і прогнозування.

З середини 60-х років двадцятого століття після розробки Л. Заде теорії нечітких множин, було запропоновано декілька теорій, які дозволяють формалізувати невизначеність. Для людини звичніше наділити величини і поняття реального світу в звичайну числову форму і описувати взаємовідношення між ними однозначними функціями. В цьому випадку при розвитку будь-якого процесу завжди є тільки одна

можливість. Іншими словами, усі величини мають детермінований характер. Суть теорії нечіткої логіки полягає в тому, що подібно до звичайних чисел з розподілами нечіткості можна робити різні операції, наприклад, складати і множити [5, 50, 74, 93].

Нейронні мережі утворюються нейроподібними елементами, які з'єднані між собою синоптичними зв'язками. Елементи розташовуються пошарово, причому бажано звести до мінімуму кількість шарів і нейронів у шарі. Мережа проходить етап навчання на звітних даних і продовжує роботу на перспективних даних. Нейромережа, як правило, є багатошаровою мережевою структурою однотипних елементів – нейронів, сполучених між собою і згрупованих в шари (багатошарові нейромережі). Вхідна інформація подається на нейрони вхідного шару, а після проходження через багатошарову структуру вихідна інформація знімається з вихідного шару. Перед використанням на практиці нейронну мережу необхідно «навчити» на прикладах. В результаті нейромережу налаштовують так, щоб отримати відповідь максимально близьку до вірної [25, 50, 74, 84, 88, 91, 92, 114, 126].

В електроенергетиці на основі моделей багатошарового персептрона і штучних нейронних мереж вирішені завдання класифікації добових графіків навантаження і їх короткострокового прогнозування на термін від однієї до десяти діб, а також моделювання електроспоживання промислового підприємства. Дві головні переваги нейронних мереж над іншими методами:

- при використанні нейронних мереж легко досліджувати залежність прогнозованої величини від незалежних змінних;
- експерт не є заручником вибору математичної моделі поведінки часового ряду (побудова нейромережевої моделі відбувається адаптивно під час навчання без участі експерта, при цьому нейронній мережі надаються приклади з бази даних і вона сама підлаштовується під ці дані).

Сценарний підхід. Сценарієм в прогностиці прийнято називати опис майбутнього, складений з врахуванням правдоподібних припущень, об'єднаних деякими балансами. Розрізняють пошукове прогнозування і новаторське прогнозування. До винахідників цього підходу, в першу чергу, можна віднести Х. Кана [125].

Технічний аналіз використовує статистику для того, щоб визначити тренди на ранніх стадіях їх розвитку і прогнозувати процеси у відповідності до цих трендів. Стандартні методи технічного аналізу, засновані на значеннях різноманітних індикаторів, дають лише оцінку руху змінних (в такому випадку це значення електричних навантажень) вгору або вниз. При цьому величина діапазону, в якому буде знаходитись прогнозована величина, залишається невизначеною. Тер-

мін «технічний аналіз» означає дослідження динаміки будь-яких часових показників за допомогою графічних методів з метою прогнозування майбутнього напрямку їх еволюції.

З точки зору математики, технічний аналіз визначається як графічне відображення статистики еволюційних процесів. Технічний аналіз часових рядів розвивався під впливом статистичних методів аналізу часових рядів, які можна поділити на три частини:

- часові ряди враховують все;
- часові ряди підкоряються тенденціям;
- часові ряди мають закономірності.

Друге твердження є основою для трендового аналізу: намічений тренд з більшою ймовірністю продовжить свій рух, ніж змінить напрям. В той же час електричні навантаження в масштабі промислового підприємства об'єктивно обумовлюють непередбачувані появи і закінчення трендів. Тренд (тенденція) це найважливіший інструмент технічного аналізу, який є однонаправленим рухом аналізованого показника, що діє протягом певного безперервного періоду часу.

Третє з наведених тверджень означає, що тенденції електроспоживання, які діяли в минулому, діятимуть в сьогоденні і майбутньому, а це основа для фрактального аналізу.

У технічному аналізі напрям тренду визначають за допомогою різних процедур усереднювання спостережуваного часового ряду. Для даного часового ряду $Y: y_i, i=1..N$ при обраній довжині t інтервалу згладжування, елемент $y_t, t > m/2$ звичайного «ковзного середнього» [44] обчислюється за формулою

$$\bar{z}_t = \frac{1}{m} \cdot \sum_{i=t-p}^{t+p} z_i, \quad p = \left[\frac{m}{2} \right], \quad t = \overline{p+1}, \overline{n-p}.$$

У технічному аналізі вже склалася класифікація трендів. Тренд буває не тільки зростаючим, спадним або нейтральним, але і сильним, слабким або нормальним; молодим, зрілим або старим; довгостроковим, середньостроковим чи короткостроковим. Наприклад, сильний тренд розвивається під кутом, не меншим 45° по відношенню до осі часу; слабкий тренд – під кутом, меншим 45° ; а нормальний – дотримується кута 45° . Ділянку, наступну за точкою зміни тренду, називають «молодим трендом»; ділянку, що передує точці зміни тренду, називають «старий тренд»; частина, що залишилася, «зрілий тренд». Термін «життя тренду» визначають за допомогою теорії циклів. Вважається, що класичний часовий ряд складається з періодичної зміни підйомів і спадів, поєднання яких складає цикл. Такі цикли характеризуються двома поняттям: амплітудою циклу і його періодом – довжи-

ною хвилі між двома сусідніми значеннями показника. Іншими словами, хвиля циклу складається зі зростаючої та спадної фаз (гілок).

Фрактальний аналіз. Інструментарій фрактального аналізу розроблений в процесі розвитку нелінійної динаміки, народження останньої було тісно пов'язане з широким використанням нової технології наукових досліджень – обчислювального експерименту. Базовим інструментом для фрактального аналізу часових рядів є запропонований Херстом *R/S*-аналіз. За допомогою цього аналізу вдається виявити і чисельно оцінити такі фундаментальні характеристики часових рядів: наявність довготривалої пам'яті і її глибину, трендостійкість (персистентність) або, навпаки, антиперсистентність та ін. Використання цих характеристик (показників, критеріїв) дозволяє будувати прогнозные моделі, які виявляються продуктивними у разі, коли класичні методи прогнозування виявляються неефективними [89, 109].

Отже, розглянуті методи прогнозування набувають все більшого поширення в енергетиці. Тому для оперативного прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання використовуємо декілька цих методів, зокрема фрактальний аналіз, сценарні підходи, нейромережеве прогнозування.

1.2 Використання теорії фрактальних множин і фрактальної геометрії для прогнозування

Надамо деякі пояснення відносно напрацювань фрактальних множин і фрактальної геометрії [40, 89, 109], які сьогодні використовуються у різних напрямках науки і практики. У сфері прогнозування електричних навантажень наукові результати фрактальних множин використовуються вперше.

Зародження теорії фрактальних множин і фрактальної геометрії пов'язують з іменем математика Бенуа Мандельбротом, який опублікував у 1977 році книгу «*The Fractal Geometry of Nature*». Основна ідея, викладена у цій праці, полягала в наступному: традиційна геометрія з прямими лініями і гладкими поверхнями не підходить для опису різноманітних природних об'єктів, для цього варто використати спеціальні самоафінні структури – фрактали. В перекладі з англійської мови слово «*fractal*» означає «той, що складається з частин» [40, 89, 109].

Перше визначення фракталам дав Б. Мандельброт: «Фракталом називається структура, яка складається з частин і у деякому значенні подібна цілому» [109]. Отже, фрактал – це самоподібна структура, розвиток якої не залежить від масштабу; це рекурсивна модель, кожна частина якої повторює у своєму розвитку розвиток усієї моделі в цілому [40, 89, 109].

У теорії фрактальних множин і фрактальної геометрії значну роль відіграють самоподібні і фрактальні множини [40, 89, 109]. Розглянемо декілька класичних прикладів фрактальних самоподібних множин. Вони допоможуть зрозуміти особливості самоподібності графіків електричних навантажень. Щоб отримати Криву Коха, необхідно розділити відрізок на три рівні частини, на середній з яких побудувати правильний трикутник. Кожну із сторін фігури, що утворилася, знову розділити на три рівні частини і на середніх із них побудувати правильні трикутники і т. д. Результатом цього процесу буде крива Коха. Побудова кривої Коха (п'ять ітерацій) показана на рис. 1.3.

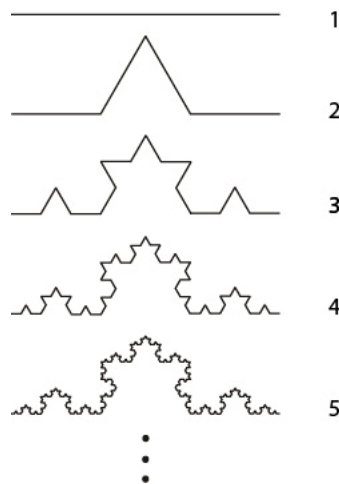


Рисунок 1.3 – Побудова кривої Коха

Крива Коха самоподібна: складається з чотирьох частин, подібних усій кривій з коефіцієнтом подібності $1/3$. Крива Коха є кривою нескінченної довжини. Якщо розглянути сніжинку Коха (для її побудови за принципом викладеним вище, необхідно перетворити сторони рівностороннього трикутника), то в цьому випадку буде крива нескінченної довжини, що обмежує скінчену площу, і є самоподібною. На рис. 1.4 наведені три стадії побудови сніжинки Коха.



Рисунок 1.4 – Побудова сніжинки Коха

Загальним для розглянутих прикладів є самоподібність і розбіжність їх топологічної і самоподібної розмірностей.

Топологічна розмірність фрактальних множин і фрактальної геометрії мають таке означення. Топологічною розмірністю $\dim X$ компактної множини X називають найменше ціле число n , таке, що для будь якого $\varepsilon > 0$ існує скінчена сукупність замкнутих множин, що покривають X , діаметр яких не більше ε , причому ніякі $n+2$ з цих множин не мають спільної точки. Іншими словами, множина X має топологічну розмірність n , якщо її можна покрити замкнутими множинами як завгодно малого діаметра, так, щоб жодна з точок X не належала різноманітним $n+2$ множинам, що покривають X , проте були точки, що належать $n+1$ множинам. Відповідно до цього означення, крива Коха і коло мають однакову топологічну розмірність, яка дорівнює 1. Для прикладу значення топологічної розмірності для деяких об'єктів наведені в табл. 1.1.

Таблиця 1.1 – Топологічна розмірність для деяких об'єктів

Об'єкт	Топологічна розмірність
Відрізок, коло	1
Квадрат	2
Куб	3
Крива Кох	1
Множина Кантора	0
Трикутний килим Серпинського	1
Квадратний килим Серпинського	1

Створення головного інструментарію фрактального аналізу та методології R/S -аналізу відноситься до середини ХХ-го сторіччя та належить гідрологу Херсту. Він дав визначення новій статистичній характеристиці - показнику Херста (H). Виявилось, що цей показник має широке застосування для аналізу часових рядів. І все це завдяки властивій йому стійкості. Він характеризує мінімальні припущення про систему, яка досліджується, і може класифікувати часові ряди. Також завдяки йому можна відрізнити випадковий ряд від тенденційного, навіть за умови, якщо випадковий ряд не є гаусівським (тобто не нормально розподілений). Після своїх спостережень Херст прийшов до висновку, що більшість природних систем не підкоряються гаусівському блуканню. Це означає, що поведінка часових рядів показників таких систем не підкоряється нормальному закону [40, 89, 109]. Бенуа Мандельброт узагальнив метод Херста з метою дослідження часових рядів довільної природи.

Херст ввів безрозмірне співвідношення за допомогою ділення розмаху R на стандартне відхилення спостережень S . Такий метод аналізу прийнято називати методом нормованого розмаху (R/S -аналіз). Він показує, що більшість природних явищ підкорюються, так званому, тренду з шумом. Сила такого тренду і рівень шуму можна кількісно визначити так, як змінюється нормований розмах коливання з часом ($H > 0,5$). Графік електричних навантажень (ГЕН) також можна представити як тренд із шумом і визначити показник Херста.

1.3 Висновки до розділу 1

Сучасні методи прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання мають свої складові ефективного функціонування. Оперативне прогнозування електричних навантажень є одною з найбільш важливих складових в процесі прийняття рішень в питаннях контролю електроспоживання. Фактично кожне важливе робоче рішення в деякій мірі залежить від якості оперативного визначення і точності прогнозування.

Особливості аналізу сучасних методів прогнозування навантажень систем електроспоживання продиктовані необхідністю розв'язання наукових, науково-практичних, техніко-економічних задач. Огляд сучасних методів прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання звівся до необхідності коректного використання класичного математичного апарату часових рядів з адаптуванням його до можливості використання результатів нових інформаційних технологій, а також використання штучних нейронних мереж. Поширення набувають математичні прогнозні моделі, які є комбінацією статистичних та детермінованих моделей, саме ці моделі дозволяють забезпечити найкращу точність прогнозування, адаптивність до змінного процесу електроспоживання. Ці комбіновані моделі необхідно вдосконалювати і використовувати для оперативного прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання.

Пояснено відносно напрацювання фрактальних множин і фрактальної геометрії, які сьогодні використовуються у різних напрямках науки і практики, а в галузі прогнозування електричних навантажень наукові результати фрактальних множин використовуються вперше. Для вивчення таких процесів, як споживання електроенергії, може бути використаний базовий інструмент фрактального аналізу часових рядів – R/S -аналіз.

2 МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНИХ НАВАНТАЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ ФРАКТАЛЬНИХ МНОЖИН

2.1 Формування математичної моделі прогнозу навантажень систем електроспоживання з використанням фрактальних множин

2.1.1 Представлення графіка навантаження у вигляді фракталу

Для того, щоб можна було застосовувати всі закони фрактальних множин і фрактальної геометрії, необхідно довести, що графіки електричних навантажень мають фрактальну структуру, або є самоподібними [40, 89, 109]. Самоподібність – це властивість фігури (об’єкта), частини якої подібні всій фігурі (об’єкту) в цілому. В природі багато об’єктів мають властивості самоподібності: береги річок, хмари, кропи дерев, кровоносна система і т. д. Навіть енергосистему можна представити за зовнішнім виглядом як випадковий деревовидний конструктивний фрактал. Енергосистема за своєю структурою належить до складних ієрархічних систем. Розглянувши систему, можна виділити декілька рівнів розповсюдження енергії, причому кожен з них характеризується певним рівнем напруги електроенергії і складається з, так названої, пари: джерела і споживача енергії. До того ж споживач попереднього рівня на наступному рівні стає джерелом енергії. Зі зростанням числа рівня кількість споживачів, які живляться від джерела, зростає, а величина напруги розподіляється по вітках. Таку структуру системи можна характеризувати як структурний фрактал. В результаті розвитку фракталу енергосистема підпадає під категорію фракталів, які називають «деревом Піфагора» або фрактал-квітка після декількох ітерацій.

Самоподібність може бути:

- «точною», але тільки в математичних моделях (наприклад, крива Коха (див. рис. 1.3));
- «якісною», тобто, об’єкт або процес є подібними в різних масштабах, просторових або часових, статистично (кожен масштаб нагадує інші масштаби, але не є ідентичним) [40, 89, 109].

Процес X називається самоподібним з параметром $H = 1 - (b / 2)$, якщо його коефіцієнт автокореляції

$$r(k) = \frac{1}{2} \left[(k+1)^{2-\beta} - 2k^{2-\beta} + (k-1)^{2-\beta} \right] = g(k), \quad k \in N, \quad (2.1)$$

де функція $g(k) = \frac{1}{2} \delta^2(k^{2-\beta})$ виражена через центральний різницевий оператор другого порядку $\delta^2(f(x))$, який діє на функцію $f(x) = x^{2-\beta}$ так, що $\delta(f(x)) = f(x+1/2) - f(x-1/2)$.

Самоподібність проявляється в тому, що для процесу, який задовольняє першу умову, виконується рівність $rm(k) = r(k)$, тобто в такому процесі не змінюється коефіцієнт автокореляції після усереднення по блоках будь-якої довжини m . Отже, для самоподібного процесу статистичні характеристики другого порядку нормованого агрегованого процесу $X(m)$ не відрізняються від характеристик вихідного процесу X при значному інтервалі зміни m .

Принцип фрактальності (самоподібності) є відображенням ієрархічності будови системи і тому є більш загальним і універсальним, ніж стандартні підходи до опису будови і властивостей систем.

Основні властивості, які мають бути притаманні графікам навантажень, за умови їх фрактальності [40, 89, 109]:

- графіки навантажень мають фрактальну розмірність (фрактальна розмірність графіка навантажень завжди $1 < D < 2$);
- графіки навантажень мають властивість масштабної інваріантності (різні часові інтервали самоподібні);
- графіки навантажень завжди утворюють певну структуру, яка має унікальні властивості;
- графіки навантажень, як фрактали, «зберігають пам'ять» про свої початкові умови.

Оскільки фрактал – це геометрична форма, яка може бути розділена на частини, кожна з яких – зменшена версія цілого, цю особливість можна застосувати до графіків навантажень. Спостерігач не може сказати за виглядом графіка навантаження (не знаючи масштабів вимірювань по осях x і y) чи відносяться дані до річних, місячних, тижневих, денних змін. Ця якість визначає графіки як фрактальні криві і робить доступними багато потужних інструментів з математичного та комп'ютерного аналізу. Якщо представити це у графічному вигляді, отримаємо рис. 2.1.

Річний графік навантаження можна поділити на частини, які відповідають місячному споживанню електроенергії. Місячний графік можна розділити на ділянки подобового споживання. Деякі частини графіка навантаження зустрічаються за будь-якого масштабу. Все це доводить самоподібність графіків електричних навантажень.



а)



б)



в)

Рисунок 2.1 – Графіки електричних навантажень промислового підприємства для 24 послідовних спостережень:

а) денний, б) місячний, в) річний

2.1.2 Визначення придатності R/S -аналізу для прогнозування електричних навантажень

Оскільки ГЕН можна представити як тренд із шумом і визначити показник Херста, формалізуємо алгоритм R/S -аналізу для зручної реалізації в сучасних методах фрактального аналізу [89, 109]. Нехай маємо часовий ряд:

$$P: p_i, \quad i=1,2,\dots,n. \quad (2.2)$$

В ньому послідовно виділимо його початкові відрізки $P_\tau = p_1, p_2, \dots, p_\tau$, $\tau = 3, 4, \dots, n$, для кожного з яких обчислимо поточне середнє $\overline{p_\tau} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=1}^{\tau} p_i$. Далі для кожного фіксованого P_τ , $\tau = 3, 4, \dots, n$ будемо обчислювати накопичене відхилення відрізків довжини t : $X_{t,\tau} = \sum_{i=1}^t (p_i - \overline{p_\tau})$, $t = \overline{1, \tau}$. Далі обчислюємо різницю між максимальним і мінімальним накопиченим відхиленнями $R = R(\tau) = \max_{1 \leq t \leq \tau} (P_{\tau,t}) - \min_{1 \leq t \leq \tau} (P_{\tau,t})$, яку будемо називати розмахом R . Цей розмах нормується, тобто представляється у вигляді відношення R/S , де $S = S(\tau)$ – стандартне відхилення для відрізка часового ряду P_τ , $3 \leq \tau \leq n$.

Показник Херста $H = H(\tau)$, який характеризує фрактальну розмірність заданого часового ряду і колір шуму, що йому відповідає, отримуємо з співвідношення $R/S = (a \cdot \tau)^H$, $H = H(\tau)$ [29]. Логарифмуємо обидві частини цієї рівності та приймаючи $a = 1/2$ [81], отримуємо декартові координати (x_m, y_m) точок H -траєкторії, ординати і абсциси яких, відповідно, будуть дорівнювати:

$$y = H(\tau) = \frac{\log(R(\tau)/S(\tau))}{\log(\tau/2)}, x_\tau = \tau, \tau = 3, 4, \dots, n. \quad (2.3)$$

Необхідна для фрактального аналізу ряду (2.2) R/S -траєкторія представляється в декартових логарифмічних координатах послідовністю точок, абсциси яких $x_\tau = \log(\tau/2)$, а ординати – $y_m = \log(R(\tau)/S(\tau))$. З'єднавши відрізком сусідні точки (x_τ, y_τ) і $(x_{\tau+1}, y_{\tau+1})$, $\tau = 3, 4, \dots, n-1$, можемо отримати графічне відображення R/S -траєкторії (H -траєкторії) в логарифмічних координатах.

Важливою фрактальною характеристикою часового ряду є «колір» шуму, який відповідає цьому ряду на тому чи іншому часовому відрізку. Можна виділити декілька градацій кольору шуму, які можна використати для прогнозування електричних навантажень. Найкращий варіант при прогнозуванні електричних навантажень значення $H > 0,6$, для якого характерний чорний колір шуму. Чим більше значення $H \in [0,67, 1]$, тим більша трендостійкість властива відповідному проміжку часового ряду. Значення H в межах $\sim 0,5 \pm 0,1$ є зоною білого шуму, який відповідає «хаотичній поведінці часового ряду» і, відповідно, найменшій надійності прогнозу електричних навантажень. Значення H в межах $0,3 \pm 0,1$ визначають зону рожевого шуму. Рожевий

шум означає характерну антиперсистентність, яка властива відрізку часового ряду [40, 89, 109].

Розглянемо часові ряди, які описують графіки електричних навантажень промислових підприємств. Колір шуму, який їм властивий, в найкращому випадку можна характеризувати як чорний і сірий шум.

Аналізуючи часовий ряд (2.2), неможливо зробити позитивний або негативний висновок щодо наявності в нього довготривалої пам'яті, якщо його траєкторія не знаходиться тривалий час в зоні чорного шуму, а поведінка R/S -траєкторії має хаотичний характер. Після виконання наступних умов можна стверджувати, що часовому ряду (ряду електричних навантажень) властива довготермінова пам'ять:

1. Його H -траєкторія через декілька своїх початкових точок з'являється в зоні чорного шуму, а для R/S -траєкторії згадані точки входження в чорний шум демонструють наявність тренду. Глибину цієї пам'яті визначає число $\tau = l$, для якого необхідне виконання такої умови: в точці l H -траєкторія набуває від'ємного значення приросту, а R/S -траєкторія в цій точці показує різку зміну тренду (рис. 2.2).

2. Наявність довготермінової пам'яті в часовому ряду можна виявити за допомогою процедур змішування елементів цього часового ряду. Якщо в заданому часовому ряду випадковим чином перетасувати його елементи та отриманий ряд подати на вхід алгоритму R/S -аналізу, то на виході цього алгоритму максимальне значення показника Херста і H -траєкторії буде значно меншими, у порівнянні зі значеннями H для початкового часового ряду у випадку, якщо цьому часовому ряду властива довготермінова пам'ять.

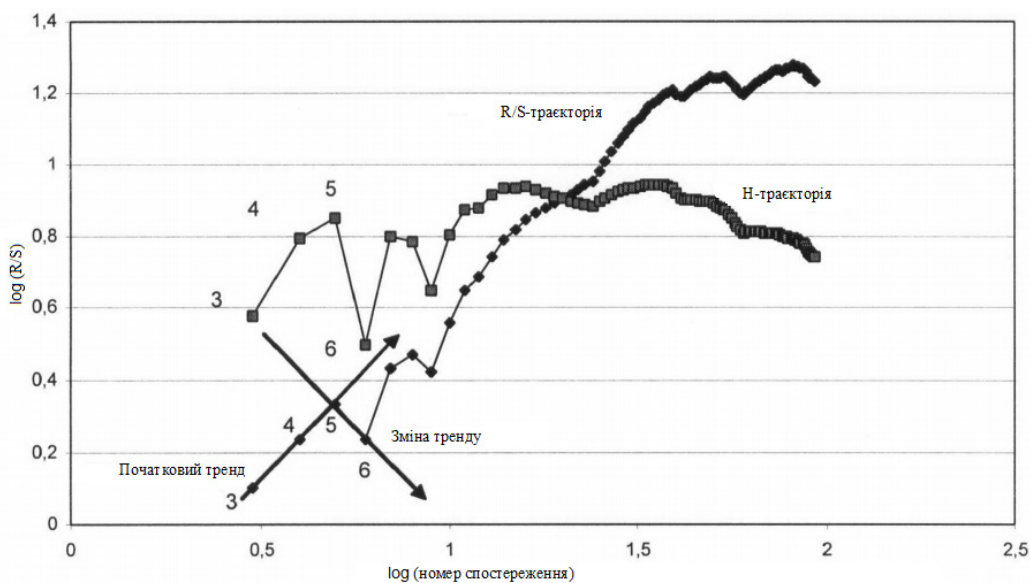


Рисунок 2.2 – R/S -траєкторія і H -траєкторія відрізка графіка електричного навантаження промислового підприємства

Дуже важливе значення має факт встановлення наявності пам'яті (довготермінової) в рядах електричних навантажень промислових підприємств та їх погодинних приростів, завдяки чому з'являються передумови для розробки експертної системи оперативного прогнозу як самих значень електричних навантажень, так і їх приростів.

2.1.3 Якісна інтерпретація результатів *R/S*-аналізу графіків електричних навантажень

Вплив теперішнього на майбутнє для графіків електричних навантажень може бути виражений кореляційним співвідношенням [40, 89, 109]:

$$C = 2^{2H-1} - 1, \quad (2.4)$$

де C – міра кореляції; H – показник Херста.

Існує три різні класифікації для показника Херста:

- $H = 0,5$;
- $0 < H < 0,5$;
- $0,5 < H < 1,0$.

Значення показника Херста H , рівне 0,5, вказує на випадковий ряд. Події в такому випадку некорельовані. Права частина рівняння (2.4) перетворюється на нуль. Теперішні події не впливають на майбутнє. Функція щільності ймовірності може бути нормованою кривою, однак це не обов'язкова умова. *R/S*-аналіз може класифікувати довільний часовий ряд, безвідносно до того, який вигляд розподілу йому властивий. В основах статистики зазвичай йдеться про те, що природа підкорюється нормальному розподілу. Відкриття Херста це положення спростовує. Показник H , як правило, буває більший 0,5, а ймовірності розподілу не є нормальними. Діапазон $0 < H < 0,5$ відповідає антиперсистентним або ергодичним рядам. Такий тип системи часто називають «повернення до середнього». Якщо система демонструє ріст в попередній період, то, швидше за все, в наступному періоді почнеться спад. І навпаки, якщо до цього відбувалось зниження, то ймовірний близький підйом. Стійкість такої антиперсистентної поведінки залежить від того, наскільки H близький до нуля. Чим ближче його значення до нуля, тим ближче значення C в рівнянні (2.4) до $-0,5$, або від'ємної кореляції. Такий ряд більш мінливий, ніж ряд випадковий, оскільки складається з частих спадів і підйомів. Не дивлячись на широке розповсюдження концепції повернення до середнього, було знайдено дуже мало антиперсистентних рядів.

При $0,5 < H < 1,0$ маємо персистентні або трендостійкі ряди. Якщо ряд зростає (спадає) в попередній період, то ймовірно, що він буде

зберігати цю тенденцію певний час і в майбутньому. Трендостійкість поведінки, або сила персистентності, збільшується при приближенні H до одиниці чи 100 % кореляції у співвідношенні (2.4). Чим ближчий H до 0,5, тим більше зашумлений ряд, і тим менше виражений його тренд. Сила персистентності залежить від того, наскільки H більший за 0,5.

Персистентний часовий ряд $0,5 < H < 1,0$ має всі ознаки фракталу, оскільки може бути описаний як узагальнений броунівський рух. Для узагальненого броунівського руху характерна наявність кореляції між подіями за часовою шкалою. Внаслідок цього ймовірність двох подій, які відбуваються одна за одною, не дорівнює 50/50. Показник Херста H описує таку ймовірність, при якій дві послідовні події можуть бути однаковими. Якщо $H > 0,6$, існує велика ймовірність того, що: якщо попередній рух був додатнім, то він і залишиться додатнім ще деякий час. Це не є достеменно ймовірність, це просто міра «зміщення».

Оскільки точки (події) часового ряду не рівноймовірні (через те, утворюються випадковим блуканням), фрактальна розмірність ймовірнісного розподілу не рівна 2, її величина знаходиться в діапазоні від 1 до 2. Мандельброт показав, що величина, обернена H , є фрактальною розмірністю. Випадкове блукання при $H = 0,5$ повинне мати фрактальну розмірність, рівну 2. Якщо $H = 0,7$, фрактальна розмірність рівна $1/0,7$, тобто 1,43. Відмітимо, що випадкове блукання в дійсності двомірне і цілком заповнює площину [40, 89, 109].

Прологарифмуємо співвідношення $R / S = (a \cdot N)^H$:

$$\log(R / S) = H \cdot (\log(N) + \log(a)). \quad (2.5)$$

Якщо в подвійних логарифмічних координатах знайдемо нахил R/S як функцію від N , то отримаємо оцінку H . Ця оцінка не зв'язана з будь-якими припущеннями відносно розподілу, що лежить в їх основі.

При дуже великій кількості спостережень N можна очікувати збіжність ряду до величини $H = 0,5$, оскільки ефект пам'яті зменшується до рівня, коли стає непомітним. Іншими словами, у випадку довгого ряду спостережень можна очікувати, що його властивості перестануть відрізнятися від властивостей звичайного броунівського руху або простого випадкового блукання, оскільки ефект пам'яті розсіюється. Регресія в цьому випадку повинна виконуватись до того, як значення H наблизиться до 0,5, оскільки кореляційна міра (2.4) не може бути застосована до всіх приростів без виключення.

Кореляційна міра (2.4) не має відношення до автокореляційної функції гаусівських випадкових змінних. Остання передбачає гаусівську або практично гаусівську властивість, яка лежить в основі нормального розподілу – добре відому дзвоноподібну криву. Автокореля-

ційна функція добре спрацьовує в визначених короткотермінових залежностях, однак має тенденцію зменшувати довготермінові кореляції в негаусівських рядах.

Херст запропонував також формулу для оцінки величини H за значенням R/S :

$$H = \log(R/S) / \log(n/2), \quad (2.6)$$

де n – кількість спостережень.

В формулі (2.6) передбачається, що константа a з відношення (2.5) дорівнює 0,5. Федер [109] показав, що цей емпіричний закон має тенденцію збільшувати H , коли він більший від 0,7, і зменшувати, якщо $H < 0,4$. Однак для коротких рядів, де регресія неможлива, цей емпіричний закон може бути використаний як розумне наближення.

Фрактальна розмірність часового ряду, або накопичених змін при випадковому блуканні, рівна 1,5. Фрактальна розмірність кривої лінії рівна 1, а фрактальна розмірність геометричної лінії, яка заповнює площину, рівна 2. Отже, фрактальна розмірність випадкового блукання знаходиться між кривою лінією і площиною.

Таким чином, фрактальна розмірність D – це критична розмірність, яка характеризує те, як об'єкт або часовий ряд заповнює простір. Вона описує структуру предмета при зміні коефіцієнта збільшення, або при зміні масштабу предмета. Так, фрактальний об'єкт заповнює простір нерівномірно, оскільки його частини залежні або корельовані. Для загального визначення фрактальної розмірності необхідно визначити, яким чином об'єкт групується в єдине ціле в своєму просторі.

Фрактальний часовий ряд змінює масштаб статистично, у часі. Фрактальна розмірність випадкового часового ряду становить 1,5 і є функцією зміни масштабу в часі. Фрактальна розмірність часового ряду надзвичайно важлива, тому що вона вказує, що процес може бути десь між детерміністичним (лінія з фрактальною розмірністю 1) і випадковим (фрактальна розмірність 1,5). Статистика часового ряду з фрактальною розмірністю, відмінною від 1,5, значно відрізняється від гаусової статистики і не обов'язково знаходиться в межах нормального розподілу.

Показник Херста може бути перетворений в фрактальну розмірність D за допомогою такої формули:

$$D = 2 - H. \quad (2.7)$$

Отже, якщо $H = 0,5$, то $D = 1,5$. Обидві величини характеризують незалежну випадкову систему. Величина $1 < H < 0,5$ буде відповідати фрактальній розмірності, більш близькій до кривої лінії. Це, за термі-

нологією Херста, персистентний часовий ряд, який дає більш гладку, менш зазубрену лінію, ніж випадкове блукання. Антиперсистентна величина H ($0 < H < 0,5$) дає, відповідно, більш високу фрактальну розмірність і більш переривчасту лінію, ніж випадкове блукання, і, відповідно, характеризує систему, яка більш схильна до змін. Це в точності відповідає антиперсистентному часовому ряду.

Фрактальна розмірність є показником складності графіка навантаження. Аналізуючи чергування ділянок з різною фрактальною розмірністю і тим, як на систему впливають зовнішні і внутрішні фактори, можна навчитися передбачати поведінку системи, і найголовніше, діагностувати і передбачати нестабільні стани.

Суттєвим моментом запропонованого підходу є наявність критичного значення фрактальної розмірності графіка навантаження, при наближенні до якого система втрачає стійкість і переходить у нестабільний стан, а параметри швидко зростають або зменшуються, в залежності від тенденції, що має місце в цей час. Тобто фрактальна розмірність графіка навантаження може використовуватися як індикатор кризи.

Також величина фрактальної розмірності може бути індикатором кількості факторів, що впливають на систему електроспоживання. При фрактальній розмірності:

- менше 1,4 – на систему впливає одна або кілька сил, що рухають систему в одному напрямку;
- близько 1,5 – сили, що діють на систему, різноспрямовані, але більш-менш компенсують одна одну (поведінка системи в цьому випадку є стохастичною і добре описується класичними статистичними методами);
- значно більше 1,6 – система стає нестійкою і готова перейти в новий стан.

Під час достатньо стабільних періодів і повільних підйомів фрактальна розмірність часового ряду залишалася досить невисокою, в той час як в періоди криз сумарна фрактальна розмірність зростає.

У випадку, коли знайдена аномальна величина H , виникає питання, чи обґрунтована оцінка такої величини. Перевірити обґрунтованість результатів можна шляхом змішування даних, в результаті чого порядок спостережень стане повністю відмінним від початкового ряду. Через те, що спостереження залишаються такими ж, їх частотний розподіл також залишається незмінним. Далі обчислюємо показник Херста цих перемішаних даних. Якщо ряд дійсно є незалежним, то показник Херста не зміниться, оскільки був відсутній ефект довготермінової пам'яті, тобто кореляції між спостереженнями. В цьому випадку змішування даних не впливає на якісні характеристики даних.

Якщо мав місце ефект довготермінової пам'яті, то порядок даних електричних навантажень дуже важливий. Змішуючи дані, тим самим руйнуємо структуру системи. Оцінка H при цьому буде значно нижчою і буде наближатись до 0,5, навіть якщо частотний розподіл спостережень не зміниться.

На рис. 2.3 зображено, які саме характеристики фрактального ряду можна виявити у графіків електричних навантажень систем електроспоживання.

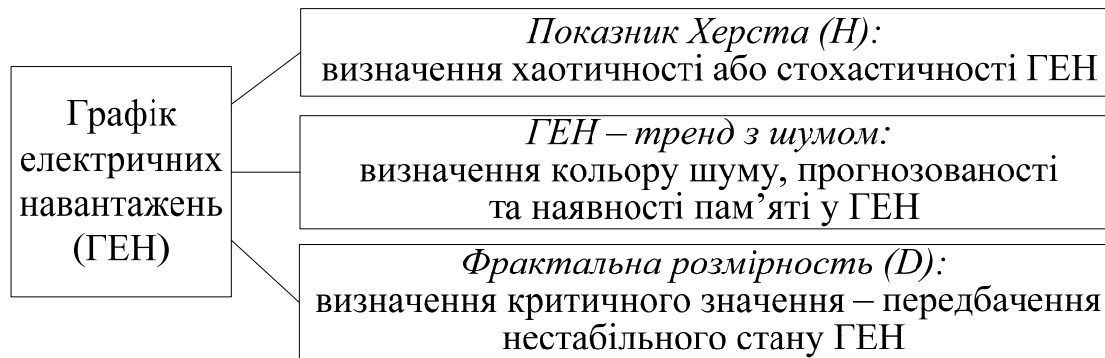


Рисунок 2.3 – Характеристики фрактальності у ГЕН

На рис. 2.4 показано графічне представлення кольору шуму, яке можна використовувати для аналізу даних графіка навантаження.

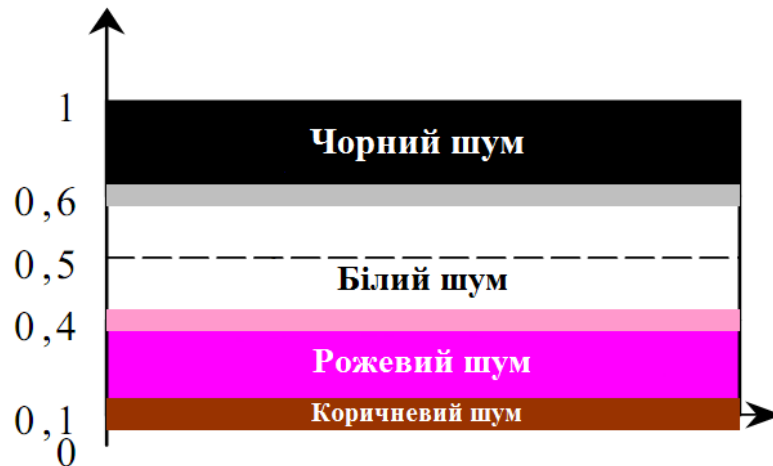


Рисунок 2.4 – Графічне представлення кольору шуму

У табл. 2.1 подана чітка відповідність значень показника Херста кольору шуму.

Таблиця 2.1 – Відповідність значень показника Херста кольору шуму

Значення H	Колір шуму	Особливості
0–0,1	Коричневий шум	Відповідає максимальній фрактальній розмірності часового ряду і повній невизначеності у відношенні прогнозованості, або відповідає броунівському випадковому процесу, для якого відсутні ефекти пам'яті або мають місце процеси, в яких тренд відсутній
$0,3 \pm 0,1$ (0,2–0,4)	Рожевий шум	Характеризується атиперсистентністю, тобто є таким, що не підтримує поточну тенденцію
$0,5 \pm 0,1$ (0,4–0,6)	Білий шум	Відповідає хаотичній поведінці часового ряду і, відповідно, найменшій надійності прогнозу або найменшій прогнозованості. Ряди з властивостями «білого шуму» характеризуються «повною непередбачуваністю», їм властиві циклічність, часта зміна трендів, що супроводжується втратою персистентності
0,6–1	Чорний шум	Чим більше значення H , тим більша трендостійкість властива відповідному проміжку часового ряду. При значеннях H значно більших 0,5 досліджуваний часовий ряд є персистентним або трендостійким, тобто таким, що підтримує поточну тенденцію (якщо ряд зростає протягом деякого періоду, то досить ймовірно, що він збереже цю тенденцію деякий час в майбутньому). Така трендостійкість поведінки підсилюється при наближенні H до 1,0. Коли H наближається до 1,0, ряд стає менш зашумленим і має більше послідовних спостережень з однаковим знаком. Спадкоємність синергетичних і класичних статистичних методів забезпечується при $H > 0,9$

2.2 Дослідження фрактальних властивостей графіків навантаження

2.2.1 Дослідження фрактальних властивостей річних графіків споживання електроенергії

Складні техніко-економічні системи, такі, як електроенергетика, належать до систем, що самоорганізуються. В процесі розвитку таких систем закріплюються зв'язки між елементами, що сприяють ефективному функціонуванню системи. Причина цього – у високому рівні складності систем енергетики, тому що ця галузь істотно сама впливає на економіку інших галузей і певною мірою залежить від зовнішнього середовища функціонування. Безліч внутрішніх зв'язків між елементами

тами енергетичної системи утворює її структуру, яка в багатьох випадках має фрактальні (самоподібні) властивості. Необхідно дослідити особливості споживання електроенергії на промисловому підприємстві з огляду фрактальної структури і наявності довготермінової залежності, властивої самоподібним стохастичним процесам.

Фрактальні часові ряди мають важливу фундаментальну властивість: значення (рівні) часового ряду є залежними між собою. Цю властивість називають персистентність часового ряду або часовим рядом з довготривалою пам'яттю.

Різні стохастичні процеси можуть мати різну пам'ять: короткотермінову, довготермінову і нескінченну. Особливістю є те, що один і той самий процес може містити в собі різні типи часової залежності. Виявити наявність тієї або іншої пам'яті дає змогу R/S -аналізу зміни показника Херста H залежно від довжини часового ряду. Відповідно до загальноприйнятих методів розрахунку показника Херста за заданим часовим рядом отримують точкову оцінку цього параметра – число, яке характеризує ступінь довготермінової залежності.

Для аналізу типу часової залежності застосовується модифікована методика, розглянута в [89, 90]. У цьому випадку показник Херста H розглядається як функція числа відліків часового ряду: $H(n)$. Поводження функції $H(n)$ дає можливість визначити такі характеристики часового ряду:

- незалежність випадкових даних;
- наявність циклічних складових і середню довжину неперіодичного циклу;
- наявність довготермінової і короткотермінової залежності.

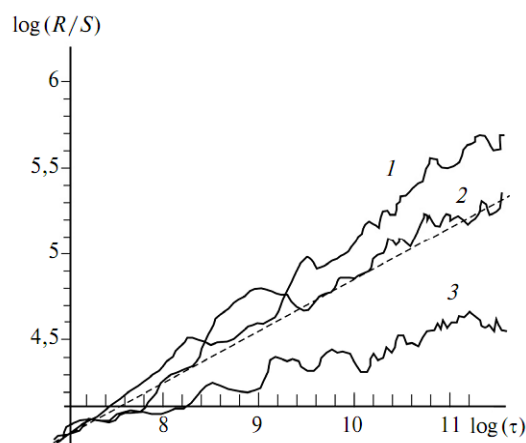


Рисунок 2.5 – Типові залежності $\log(R/S)$ від довжини ряду

На рис. 2.5 наведено типові залежності $\log(R/S)$ від довжини ряду для процесів з різними типами пам'яті. Пунктирною лінією позначено

теоретичні значення $\log(R/S)$ для незалежних випадкових даних при $H = 0,5$. За наявності довготермінової залежності (крива 1) значення $\log(R/S)$ знаходяться вище пунктирної лінії, а у випадку антиперсистентності (крива 3) – нижче. Аналіз поведінки показника Херста дає змогу визначити значення часового інтервалу, починаючи з якого процес змінює властивості довготермінової залежності.

За допомогою R/S -аналізу можна виявити циклічність процесу і визначити середню довжину неперіодичних циклів, характерних для хаотичних систем. Оскільки в цьому випадку динаміка системи обмежена атрактором (періодичним або хаотичним), починаючи з певного періоду значення показника H (нахил кривої $\log(R/S)$) перестають змінюватися. Цей період характеризує середню довжину циклу. Особливе значення при дослідженні фрактальних процесів має виявлення і усунення короткотермінової залежності, що характерна для авторегресійних процесів. Лінійна залежність збільшує значення показника Херста і демонструє ефект довготермінової пам'яті. Для усунення короткотермінової залежності необхідно значення часового ряду процесу $S(t)$ регресувати як залежну змінну відносно $S(t-1)$ і знайти лінійну залежність між ними. Після цього проводиться R/S -аналіз залишку $X(t) = S(t) - (a + bS(t-1))$. Якщо вихідний ряд мав довготермінову залежність, то вона зберігається, у той час як короткотермінова залежність усувається [90].

Для того, щоб виявити властивості фрактальності у ГЕН, було досліджено ряд добового споживання електроенергії підприємства ТОВ «Вінницький комбінат хлібопродуктів №2» за період з 08.2007 р. по 01.2012 р., що містить 1650 спостережень (рис. 2.6).

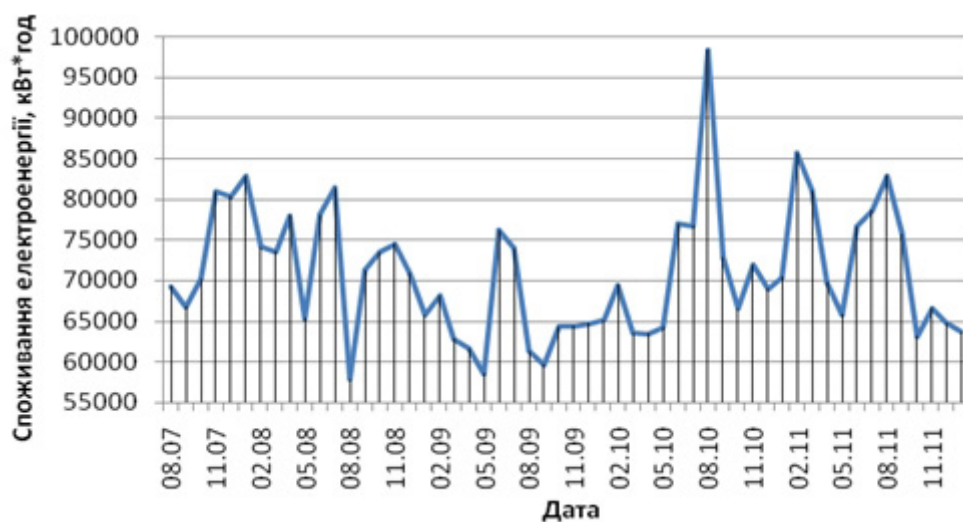


Рисунок 2.6 – Динаміка добового споживання електроенергії підприємством

Щоб застосувати фрактальний аналіз для дослідження часових рядів, необхідно використовувати критерії значимості і методи підготовки даних. Проаналізуємо для графіків навантажень авторегресійні $AR(1)$ -різниці. Ці різниці використовуються для усунення або зведення до мінімуму лінійної залежності. Лінійна залежність може змістити показник Херста і змусити виглядати його значущим (коли немає довготермінових трендів), тобто викликати помилку першого роду. Використовуючи авторегресійні $AR(1)$ -різниці, зсув зводимо до мінімуму. Такий процес називають попереднім відбілюванням або видаленням трендів. У разі R/S -аналізу видалення трендів усуне серіальну кореляцію, або короткочасну пам'ять.

Почнемо дослідження структури ряду споживання електроенергії з побудови ряду першої різниці $D(-1)$. Процедура взяття першої різниці рівноцінна вилученню авторегресійної залежності і лінійного тренду, що часто дає можливість отримати стаціонарний, у широкому значенні, ряд, який було досліджено на стаціонарність за критеріями серій, інверсій і поворотних точок [115]. Проведені дослідження продемонстрували відсутність тренду. Автокореляційна функція даного ряду, яка показана на рис. 2.7, демонструє сплески, що відповідають семиденній періодичності. Тижнева циклічність природна для споживання електроенергії.

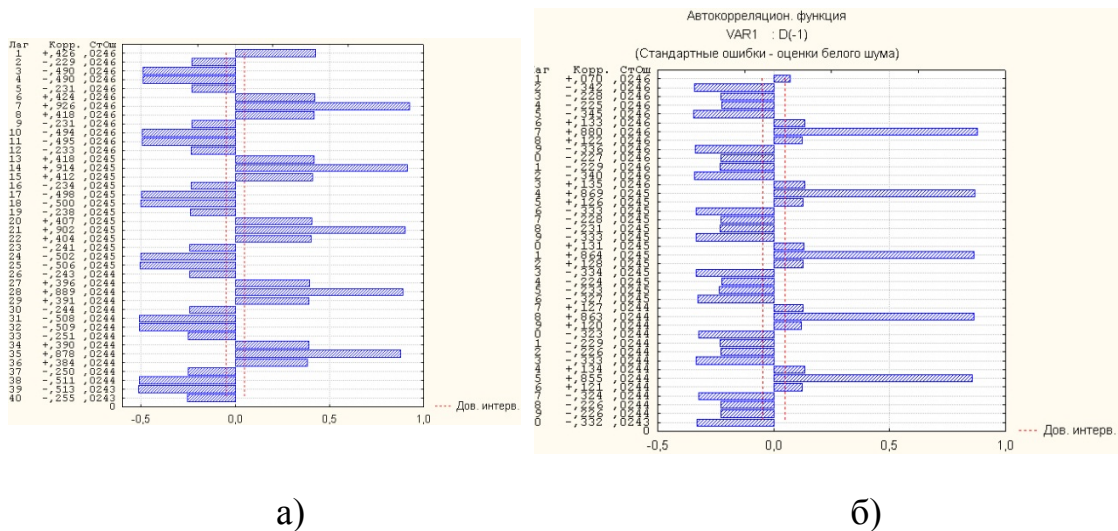


Рисунок 2.7 – Кореляційна функція ряду (а) та кореляційна функція ряду $D(-1)$ (б) для ряду споживання електроенергії підприємством

Проведемо R/S -аналіз зміни показника Херста $H(n)$ залежно від довжини n часового ряду $D(-1)$. Графік R/S -аналізу показано на рис. 2.8.

Для розрахунку показника Херста використовувалася програма Fractan 4.4. Головне обмеження цього програмного продукту полягає в тому, що мінімальна довжина часового ряду повинна складати не менше ніж 512 спостережень. У випадку, коли за умовами експерименту використовується менша кількість спостережень у ряді, розрахунки можна провести за допомогою табличного редактора Excel.

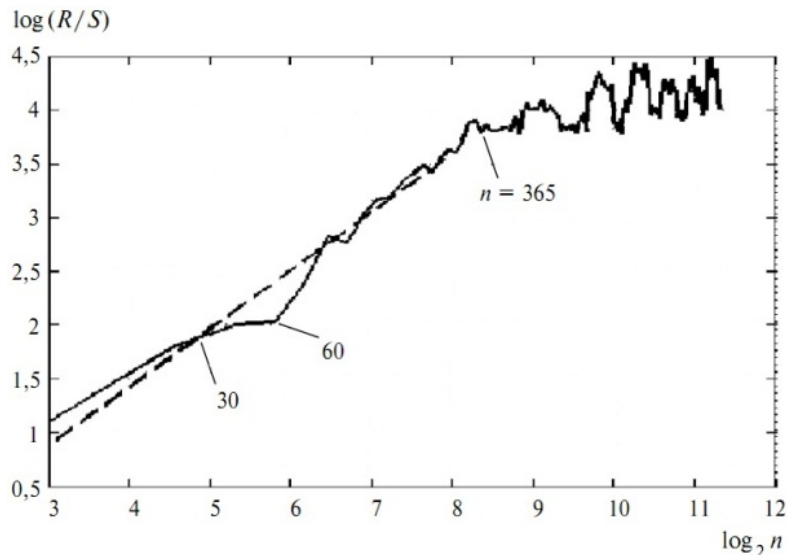


Рисунок 2.8 – R/S -залежність для графіка споживання електроенергії промисловим підприємством

На графіку R/S -залежності видно цикли, що відповідають щомісячній повторюваності. Прямою лінією позначено ділянку, на якій простежується довготермінова залежність з показником Херста $H = 0,53$. Починаючи із значення $n = 356$, що відповідає річному циклові, R/S -залежність демонструє періодичні складові, які відповідають сезонним циклам різної довжини.

Під час проведення R/S -аналізу семиденна циклічність заважає коректному обчисленню ступеня довготермінової залежності. У цьому випадку можна вилучити циклічність за допомогою побудови ряду різниці з лагом 7: $D(-7)$ [115]. Відповідна автокореляційна функція показана на рис. 2.9. Кореляційна функція демонструє відсутність періодичних складових, що кратні семиденному циклові. Однак її поступовий спад свідчить про наявність авторегресійної складової процесу.

Проведемо R/S -аналіз зміни показника Херста $H(n)$ для часового ряду $D(-7)$. Графік R/S -залежності показано на рис. 2.10. Пунктирною прямою на кривій 1 позначено ділянку, на якій простежується довготермінова залежність з показником Херста $H = 0,83$. Однак дуже високий показник може пояснюватися наявністю короткотермінової залежності.

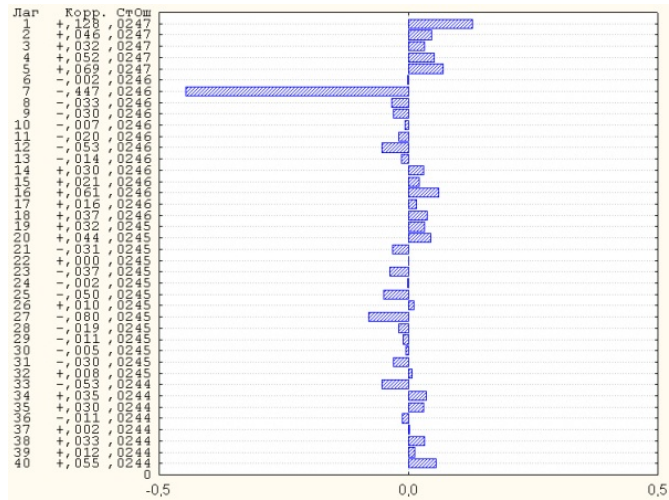


Рисунок 2.9 – Кореляційна функція для ряду споживання електроенергії $D(-7)$

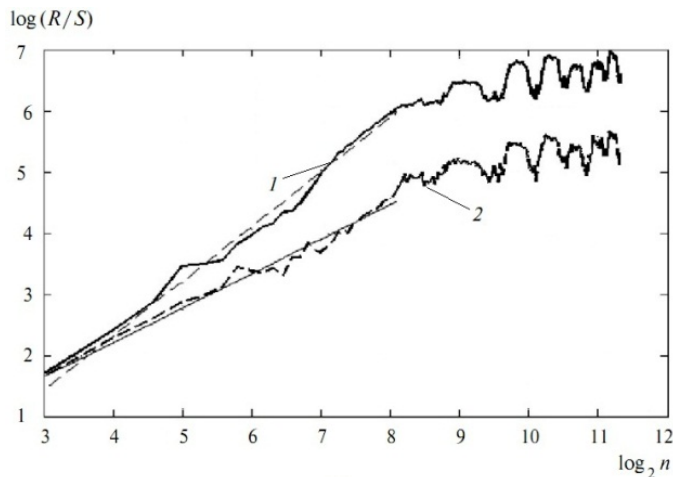


Рисунок 2.10 – R/S -залежність для графіка споживання електроенергії промисловим підприємством

Для її усунення необхідно знайти лінійну залежність між значеннями ряду в точках n і відповідними значеннями в точках $n - 1$. Аналіз ряду $D(-7)$ показав наявність авторегресійної залежності з коефіцієнтом авторегресії, який дорівнює 0,79. Кривою 2 зображено графік R/S -залежності для ряду $D(-7)$ з вилученою авторегресією. Показник Херста знизився до значення $H = 0,57$, що близько до значення, отриманого раніше для ряду $D(-1)$. Отже, аналіз часового ряду подового споживання електроенергії підприємством показав наявність довготермінової залежності з показником Херста $H = 0,57$. Часовий інтервал, на якому простежується довготермінова залежність, лежить у діапазоні від 7 до 365 днів.

Отже, фрактальний аналіз ГЕН показав наявність короткотермінової і довготермінової пам'яті, причому довготермінова залежність простежується від тижня до року. Отже, для прогнозування споживання електроенергії необхідно використовувати стохастичні процеси, яким притаманна як довготермінова, так і короткотермінова залежність, наприклад, фрактальні моделі авторегресії і ковзного середнього. Окрім цього, до рядів, що містять трендову і періодичну компоненти, необхідно застосовувати не тільки процедуру взяття першої різниці, але й різниці з лагом, що дорівнює періоду, і після цього вилучити авторегресійну складову.

2.2.2 Дослідження фрактальних властивостей графіка півгодинних навантажень промислового підприємства

Для оцінки та дослідження фрактальних властивостей ГЕН використано графік півгодинних навантажень промислового підприємства за один місяць, загалом 1488 значень, які отримані з автоматизованої системи комерційного обліку електроенергії (АСКОЕ). Вихідний ряд має вигляд, що зображений на рис. 2.11.

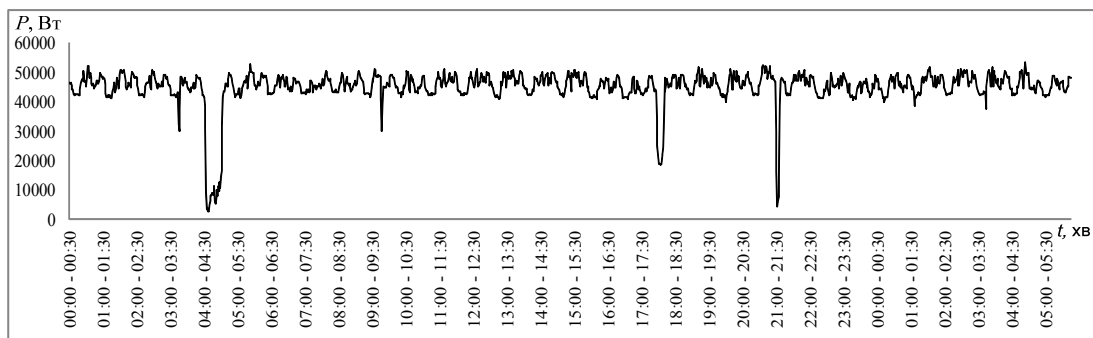


Рисунок 2.11 – Графік півгодинного навантаження промислового підприємства

Для визначення фрактальної природи вихідного ряду розрахуємо показник Херста (рис. 2.12). Розраховані за даними ряду півгодинного навантаження промислового підприємства значення коефіцієнта Херста свідчать про фрактальну структуру, оскільки можна простежити наявність тренду ($H = 0,6708$), тому можна зробити висновок, що ряд є трендостійким.

Випадок $H > 0,67-1,0$ відповідає «чорному шуму»; чим більше H , тим більша трендостійкість відрізка часового ряду. При значеннях H , що помітно перевищують 0,5, розглянутий часовий ряд є персистентним або трендостійким, тобто якщо ряд зростає або спадає протягом деякого періоду, то досить ймовірно, що він збереже цю тенденцію якийсь час у майбутньому [35, 89, 109].

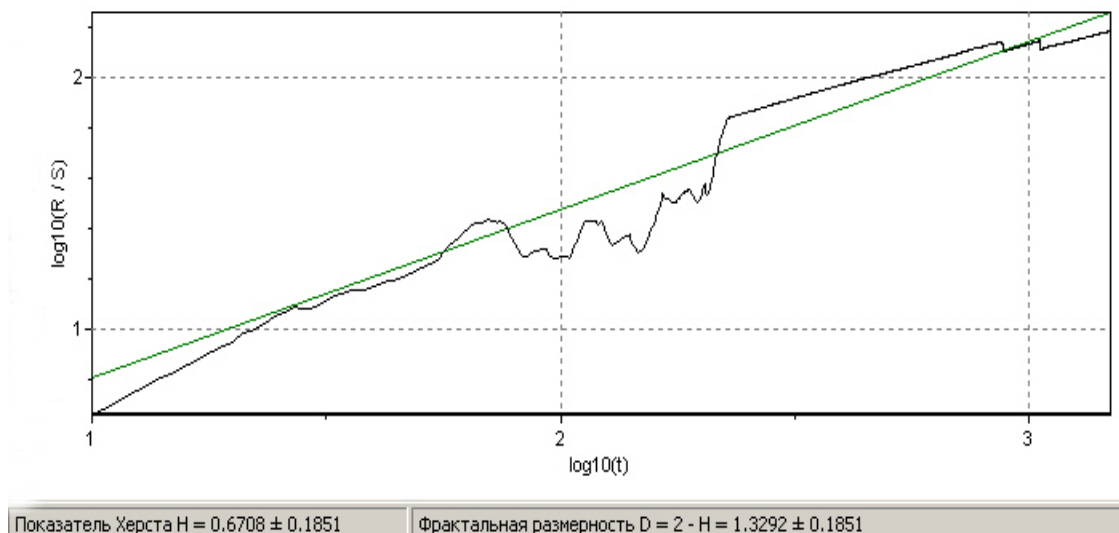


Рисунок 2.12 – R/S -залежність для ряду півгодинного навантаження промислового підприємства

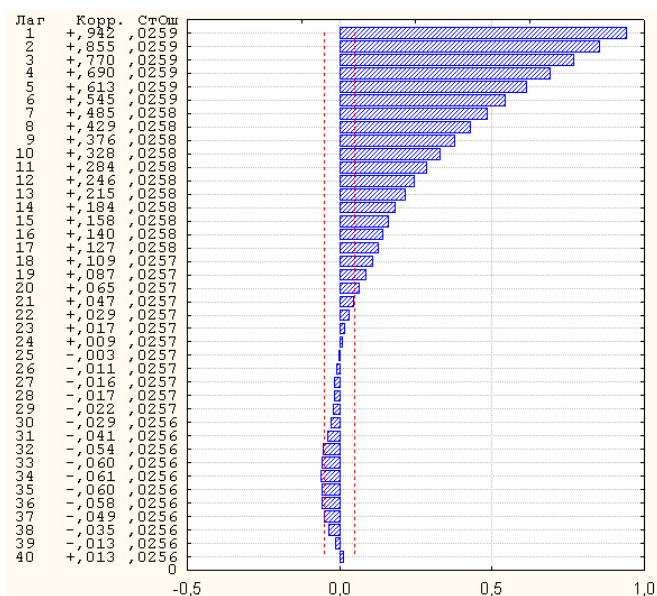


Рисунок 2.13 – Кореляційна функція для ряду півгодинного навантаження промислового підприємства

Дослідження структури ряду півгодинного навантаження промислового підприємства продовжимо побудовою ряду першої різниці $D(-1)$, яка рівноцінна вилученню авторегресійної залежності і лінійного тренду. Графік R/S -аналізу показано на рис. 2.15 та рис. 2.16. Показник Херста ($H = 0,6713$) близький до вихідного значення, що говорить про трендостійкість ГЕН.

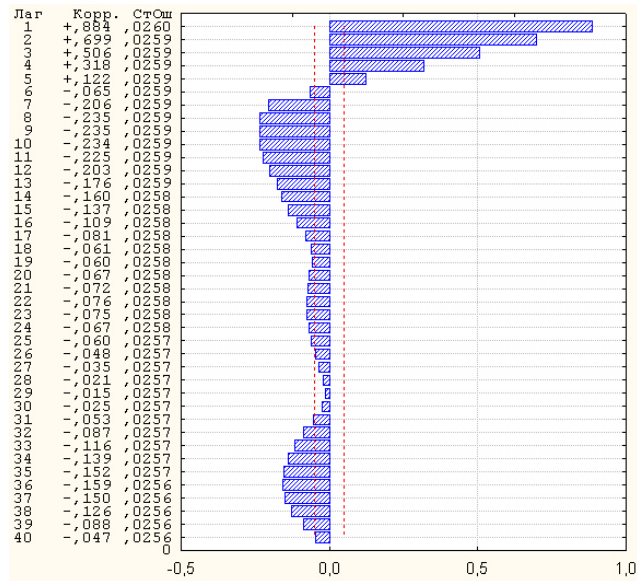


Рисунок 2.14 – Кореляційна функція ряду $D(-1)$ для півгодинного навантаження промислового підприємства

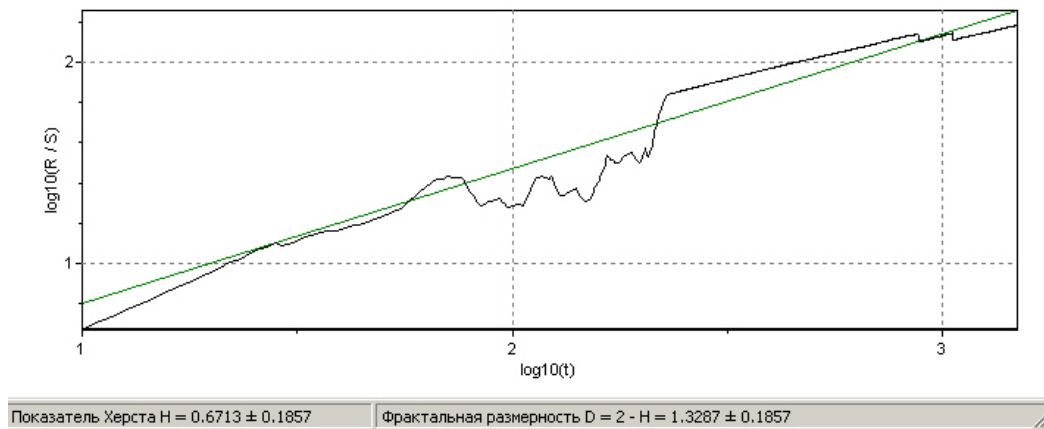


Рисунок 2.15 – R/S -залежність для ряду півгодинного навантаження промислового підприємства $D(-1)$

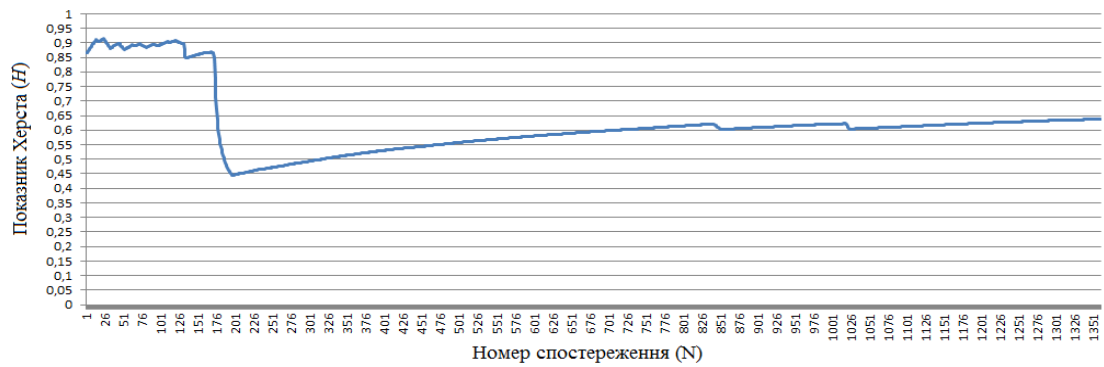


Рисунок 2.16 – Значення показника Херста для ряду півгодинного навантаження промислового підприємства

2.2.3 Обґрунтованість оцінки H для графіків електричних навантажень

Виникає запитання, чи обґрунтована оцінка H : чи достатньо було даних, або чи працює взагалі R/S -аналіз. Для відповіді на це запитання можна використати тест, що базується на розробленому Шейнкманом і Ле Бароном тесті для кореляційної розмірності [132].

Оцінка H , яка значно відрізняється від 0,5, має два можливі пояснення:

- у часовому ряді, що вивчається, є довготривала пам'ять – кожне спостереження корелює в деякій мірі з наступними спостереженнями;
- такого роду аналіз сам по собі неможливий, і аномальна величина H не означає, що має місце ефект довготривалої пам'яті.

Може бути так, що існує нестача даних для обґрунтованого тесту (при цьому не існує чітких критеріїв того, скільки даних необхідно).

Проте ряд, що в цьому випадку вивчається, як ряд незалежних випадкових змінних або містить в собі H , відмінне від 0,5, або є незалежним процесом з важкими хвостами.

Можна перевірити обґрунтованість результатів шляхом випадкового перемішування даних, внаслідок чого порядок спостережень стане повністю відмінним від початкового ряду. З огляду на те, що спостереження залишаються тими ж, їх частотний розподіл також залишиться незмінним. Далі необхідно обчислити показник Херста цих перемішаних даних. Якщо ряд дійсно є незалежним, то показник Херста не зміниться, оскільки був відсутній ефект довготривалої пам'яті, тобто кореляції між спостереженнями. В цьому випадку перемішування даних не чинить впливу на якісні характеристики даних.

Якщо мав місце ефект довготривалої пам'яті, то порядок даних є важливим. Перемішані дані руйнують структуру системи. Оцінка H виявиться значно нижчою і наблизиться до 0,5, навіть якщо частотний розподіл спостережень не зміниться. Використовуючи експериментальні дані (див. рис. 2.11), перевіримо це. На рис. 2.17 зображено графік вихідних даних, які були перемішані. На рис. 2.17 зображено ряд із знайденим коефіцієнтом Херста після перемішування.

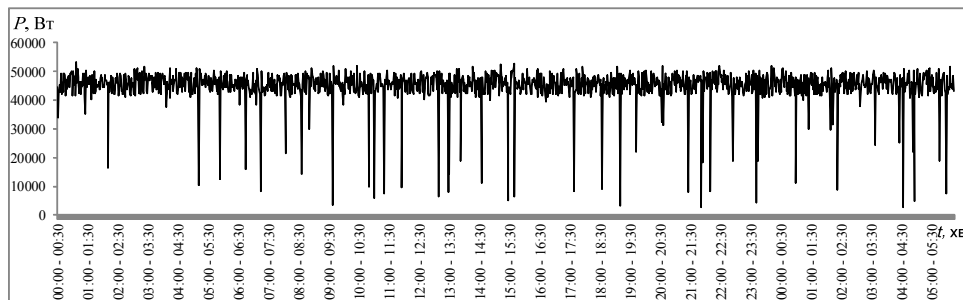


Рисунок 2.17 – Графік перемішаних початкових даних

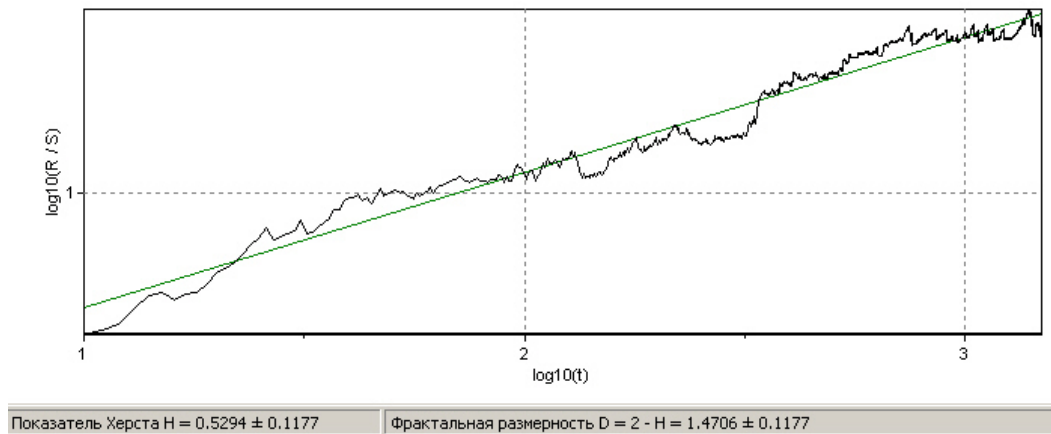


Рисунок 2.18 – R/S -залежність для перемішаного ряду півгодинного навантаження промислового підприємства із знайденим коефіцієнтом Херста

Початковий ряд дав результативну оцінку $H = 0,67$, перемішаний – $H = 0,52$. Такий спад величини H свідчить про те, що при перемішуванні була зруйнована структура процесу. Перемішаний ряд залишився не нормально розподіленим, але процес перемішування зробив дані незалежними та зруйнував пам'ять ряду. Це доводить твердження Мандельброта про те, що R/S -аналіз дієздатний безвідносно до розподілу часового ряду, що є головною перевагою цього методу [35, 89, 109].

Необхідно зауважити, що R/S -аналіз дає зміщені оцінки для статистики Херста, коли досліджуваний ряд:

- містить короткотривалу пам'ять;
- є нестационарним;
- є гетерогенним, тобто ряд містить неоднорідну вибірку.

2.3 Висновки до розділу 2

В цьому розділі було показано можливість застосування законів фрактальних множин і фрактальної геометрії для графіків електричних навантажень. Показано, що для вивчення таких процесів, як споживання електроенергії, може бути використаний базовий інструмент фрактального аналізу часових рядів – R/S -аналіз, який дозволяє виявити і чисельно оцінити фундаментальні характеристики часових рядів: наявність довготривалої пам'яті, її глибину, трендостійкість, хаотичність або стохастичність аналізованого процесу. Визначено придатність R/S -аналізу для прогнозування електричних навантажень. Доведено, що графіки електричних навантажень мають фрактальну

структуру, або є самоподібними. Показник Херста може бути перетворений у фрактальну розмірність. Фрактальна розмірність є показником складності графіка навантаження. Аналізуючи чергування ділянок з різною фрактальною розмірністю і тим, як на систему електроспоживання впливають зовнішні і внутрішні фактори, можна навчитися передбачати поведінку системи і що найголовніше, діагностувати і передбачати нестабільні стани. Суттєвим моментом запропонованого підходу є наявність критичного значення показник Херста чи фрактальної розмірності графіка навантаження, при наближенні до якого система втрачає стійкість та переходить у нестабільний стан і параметри швидко або зростають, або зменшуються, в залежності від тенденції, що має місце в даний час.

Фрактальний аналіз рядів споживання електроенергії показав наявність короткотермінової і довготермінової пам'яті, причому довготермінова залежність простежується від тижня до року. Для прогнозування споживання електроенергії необхідно використовувати стохастичні процеси, яким притаманна як довготермінова, так і короткотермінова залежність, наприклад, фрактальні моделі авторегресії і ковзного середнього.

Проведено оцінку графіка півгодинного навантаження промислового підприємства та на його основі виконано обґрунтованість оцінки H для графіків електричних навантажень. Окрім цього, розрахунок показника Херста дає можливість визначити ряд є персистентним, чи антиперсистентним і на цій основі робити прогноз за допомогою нейронних мереж.

3 СТВОРЕННЯ СИСТЕМИ ОПЕРАТИВНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ, В РАМКАХ ЯКОЇ МОЖНА РЕАЛІЗУВАТИ ФРАКТАЛЬНІ ВЛАСТИВОСТІ ГРАФІКА ЕЛЕКТРИЧНИХ НАВАНТАЖЕНЬ

Прогнозування навантажень систем електроспоживання передбачає відповідний контроль електроспоживання з метою його оптимізації. Для розв'язання задач оперативного прогнозування електричного навантаження передбачається створення програмно-апаратної реалізації зі збору і обробки даних. Зазначена база даних має такі переваги:

- забезпечення можливості організації і збереження багаторічних архівів усіх основних видів даних;
- організація режимів оперативного оновлення, перегляду та завантаження даних із зовнішніх файлів (імпорт) і передачі даних в інші програми та комп'ютерні мережі (експорт);
- забезпечення можливості доступу до будь-якої інформації, наявної в базі даних, через головне меню розробленої програмно-апаратної реалізації.

3.1 Оцінювання та оперативне прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання

3.1.1 Модель інтелектуальної адаптивної програмно-апаратної системи контролю та ідентифікації функціонування системи електроспоживання

Інтенсивний розвиток обчислювальної техніки, засобів, мереж, INTERNET, теорії і практики моделювання, прогнозування електричних навантажень, по-новому формують вимоги створення об'єктно-орієнтованих інтелектуальних адаптивних програмних систем. Оцінювання та прогнозування навантажень має визначальне значення для підвищення ефективності функціонування систем електроспоживання [7, 22, 75, 105, 122].

В сучасній теорії оцінювання, ідентифікації і управління, завдяки розвитку нових інформаційних технологій фактично з'явився новий клас інтелектуальних адаптивних систем – об'єднана інформаційним процесом сукупність технічних засобів і програмного забезпечення, що працює у взаємному зв'язку з людиною, який на основі даних при наявності загальних завдань і мотивації синтезує мету, обґрунтовує рішення подальших дій для досягнення мети [7, 83].

Необхідною умовою ефективного функціонування таких систем є моделювання і прогнозування. Загальний вид інтелектуальної адаптивної програмно-апаратної системи контролю та ідентифікації (ІАПА-СКІ) функціонування систем електроспоживання представимо у вигляді взаємопов'язаної складної структурної моделі (рис. 3.1).

На основі даних про стан системи електроспоживання та навколишнього середовища при наявності пам'яті і мотивації синтезуємо мету моделювання: короткострокового контролю та оперативного прогнозування, яка на ряду з іншими даними сприймається динамічною системою розпізнавання і контролю. Остання, з використанням бази даних, проводить оцінку, на основі якої приймається рішення його реалізації та прогнозується результат подальшої дії.

На основі прогнозованої інформації дія коректується (дооптимізація) і синтезується алгоритм прийняття рішень, який реалізується після експертної оцінки за допомогою комп'ютерної системи і діє на систему електроспоживання. Результат дії порівнюється з прогнозом, тобто формується нев'язка, на основі якої коректується прогнозована модель.

При невідповідності результатів меті за значенням нев'язки аналогічно генерується нова дія дооптимізації, що усуває нев'язку як за величиною, так і знаком (позитивної чи негативної) величини. Така структурна модель інтелектуальної системи достатньо інваріантна щодо об'єкта і несе елементи універсального характеру. Відмінність від широковідомих адаптивних систем керування, де контури адаптації мають простий вигляд (ввімкнено–вимкнено), полягає у відсутності загальноприйнятого пропорційного (П-регулятор), пропорційно-інтегрального (ПІ-регулятор), пропорційно-інтегрально-диференційного регулятора (ПІД-регулятор).

У складних системах, до яких відносяться системи електроспоживання, які працюють в різних умовах, математична модель і її параметри, на які діють різні збурення, не відомі з достатньою точністю і в низці випадків відсутні зовсім. Таким чином, існує апіорна невизначеність, яку необхідно усунути за рахунок запропонованої сучасної інтелектуальної адаптивної системи оцінювання, контролю і прогнозування.

Виділимо два основних джерела апіорної невизначеності [67, 104]:

– невідомі повністю або частково структура, параметри, властивості системи електроспоживання і зовнішні збурення на етапі розробки системи;

– суттєва мінливість властивостей системи електроспоживання і зовнішніх збурень не дає можливості точного визначення зарання режимів роботи об'єкта.

Саме заради цього використовується математичний апарат фрактальних множин [31, 81].

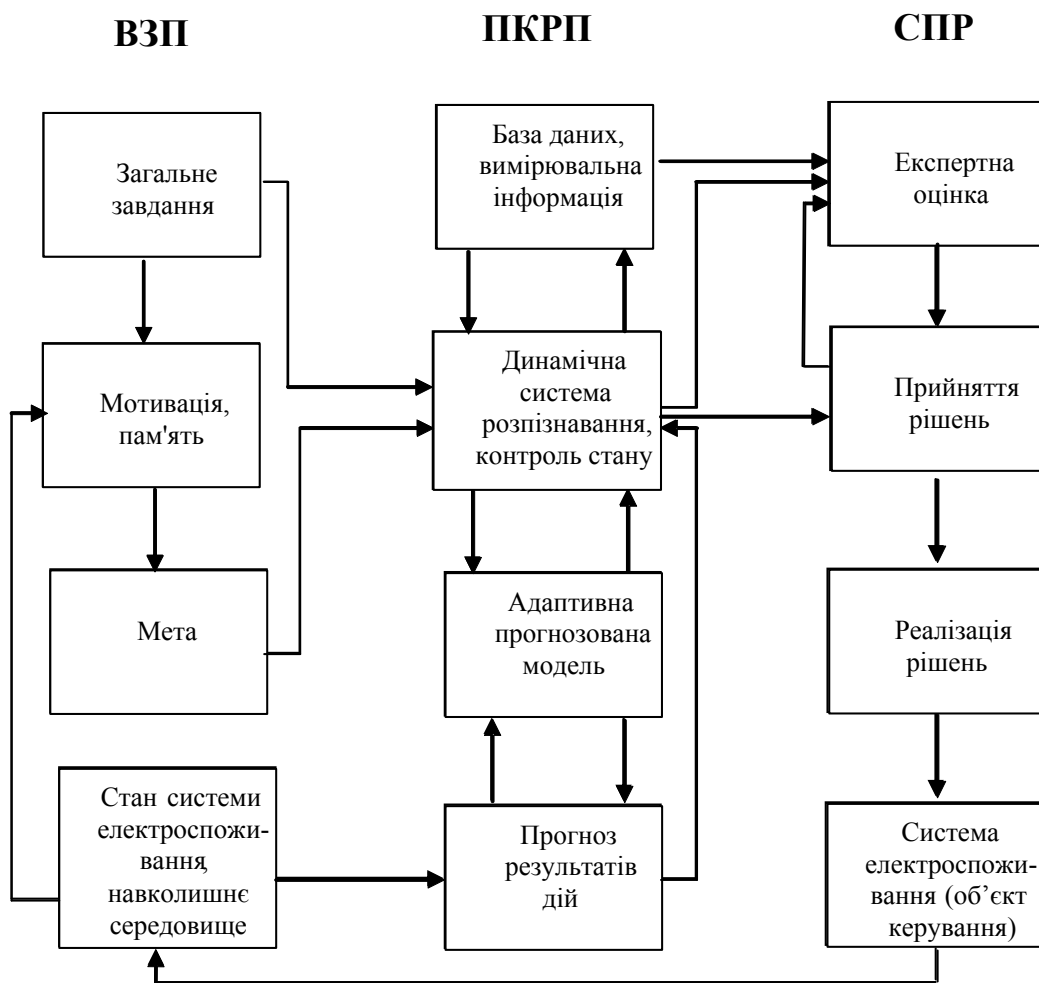


Рисунок 3.1 – Структурна модель інтелектуальної адаптивної програмно-апаратної системи контролю та прогнозування (ІАПАСКІ) електричних навантажень системи електроспоживання

Через таку невизначеність пропонується, щоб система сама компенсувала недостатню інформацію, як за структурою, так і за параметрами.

У запропонованій структурно-параметричній моделі (див. рис. 3.1) виділимо:

- вимірювально-задавальну підсистему (ВЗП);
- підсистему контролю, розпізнавання, прогнозування (ПКРП);
- систему прийняття рішень (СПР).

Динамічна система розпізнавання та контролю стану представляє собою складний програмний комплекс, що призначений для автоматизованого людино-машинного забезпечення прийняття рішень в оперативному прогнозуванні, контролі системи електроспоживання, що функціонує в умовах часових обмежень, недостатньої кількості апріорної інформації.

Основними питаннями, які вирішує ПКРП в межах інтелектуальних адаптивних систем, є:

- побудова адаптивної моделі об'єкта на основі використання коректних математичних методів аналізу часових рядів;
- реалізація прогнозу поведінки системи електроспоживання при різних видах вхідних дій, в тому числі, зміни зовнішніх умов, для врахування формування дооптимізуючої дії;
- розпізнавання поточного стану системи електроспоживання, з метою правильного вибору математичної моделі, що забезпечує умови необхідного характеру функціонування.

3.1.2 Алгоритм оцінювання та оперативного прогнозування електричних навантажень промислових підприємств

Основні кроки алгоритму оцінювання та оперативного прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання можна описати таким чином (рис. 3.2).

Початком роботи алгоритму є формування бази даних в системі керування базами даних (СКБД) АСКОЕ та зчитування вхідних даних (дані представлені у вигляді часового ряду) з неї для першого етапу аналізу. Таким етапом є розрахунок показника Херста для даних АСКОЕ.

На підставі аналізу показника Херста можна зробити висновок про наявність персистентності для досліджуваного проміжку часового ряду ГЕН. У випадку наявності персистентності ця інформація записується у відповідну базу даних СКБД АСКОЕ. У випадку, коли часовий ряд ГЕН не можна класифікувати як персистентний (антиперсистентний), то досліджувані дані передаються в наступний блок для прогнозування на основі нейронних мереж. Після оброблення даних, результат прогнозування також записується у відповідну базу даних СКБД АСКОЕ.

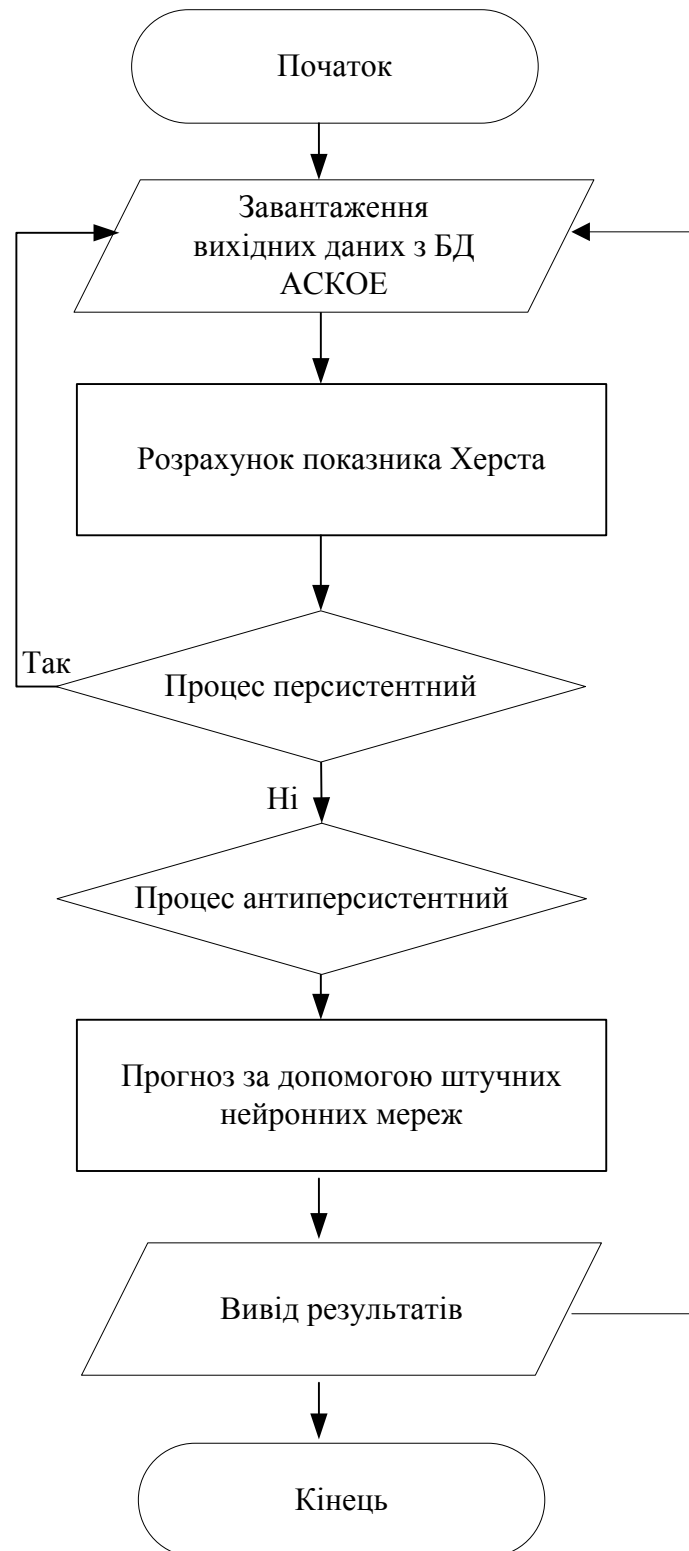


Рисунок 3.2 – Алгоритм оцінювання та оперативного прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання

3.1.3 Програмно-апаратний комплекс оперативного прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання

Принцип дії програмно-апаратного комплексу оперативного прогнозування електричних навантажень можна описати такою послідовністю дій (рис. 3.3):

1. Накопичення даних спостережень АСКОЕ в системі керування базами даних (СКБД).

2. Зчитування вищевказаних даних програмним комплексом фрактального аналізу з наступним обчисленням показника Херста.

2.1. Першим кроком у реалізації фрактального аналізу є представлення вхідних даних АСКОЕ та виконання операції різниці лагу (наприклад, $D - 1$, $D - 7$) для вилучення періодичних залежностей.

2.2. Виконується розрахунок показника Херста для отриманих на кроці 2.1 даних та візуалізації отриманих результатів у вигляді графіка залежності нормованого розмаху від кількості спостережень $\log(R/S) = f(\log N)$ у подвійному логарифмічному масштабі.

2.3. Виконується оцінювання отриманих значень показника Херста та у базу даних записується значення параметра наявності персистентності та трендостійкості досліджуваного ряду.

2.4. За наявності трендостійкості досліджуваних даних ГЕН результати аналізу та розрахунків передаються в систему прийняття рішень.

3. За відсутності трендостійкості досліджуваних даних ГЕН, оброблені на кроці 2.1 данні передаються в програмний комплекс прогнозування на основі Statistica Neural Networks.

3.1. Першим кроком аналізу та прогнозування є вибір моделі і архітектури нейронної мережі з найкращою продуктивністю.

3.2. Після вибору нейронної мережі відбувається її навчання.

3.3. Після навчання мережі виводяться прогнозні дані на обраний користувачем період та відбувається візуалізація таких допоміжних результатів, як діаграма розсіювання похибок прогнозування, гістограма частот залишків всіх моделей досліджуваних нейронних мереж, діаграма розсіювання прогнозних значень.

3.4. Результат прогнозування передається в систему прийняття рішень.

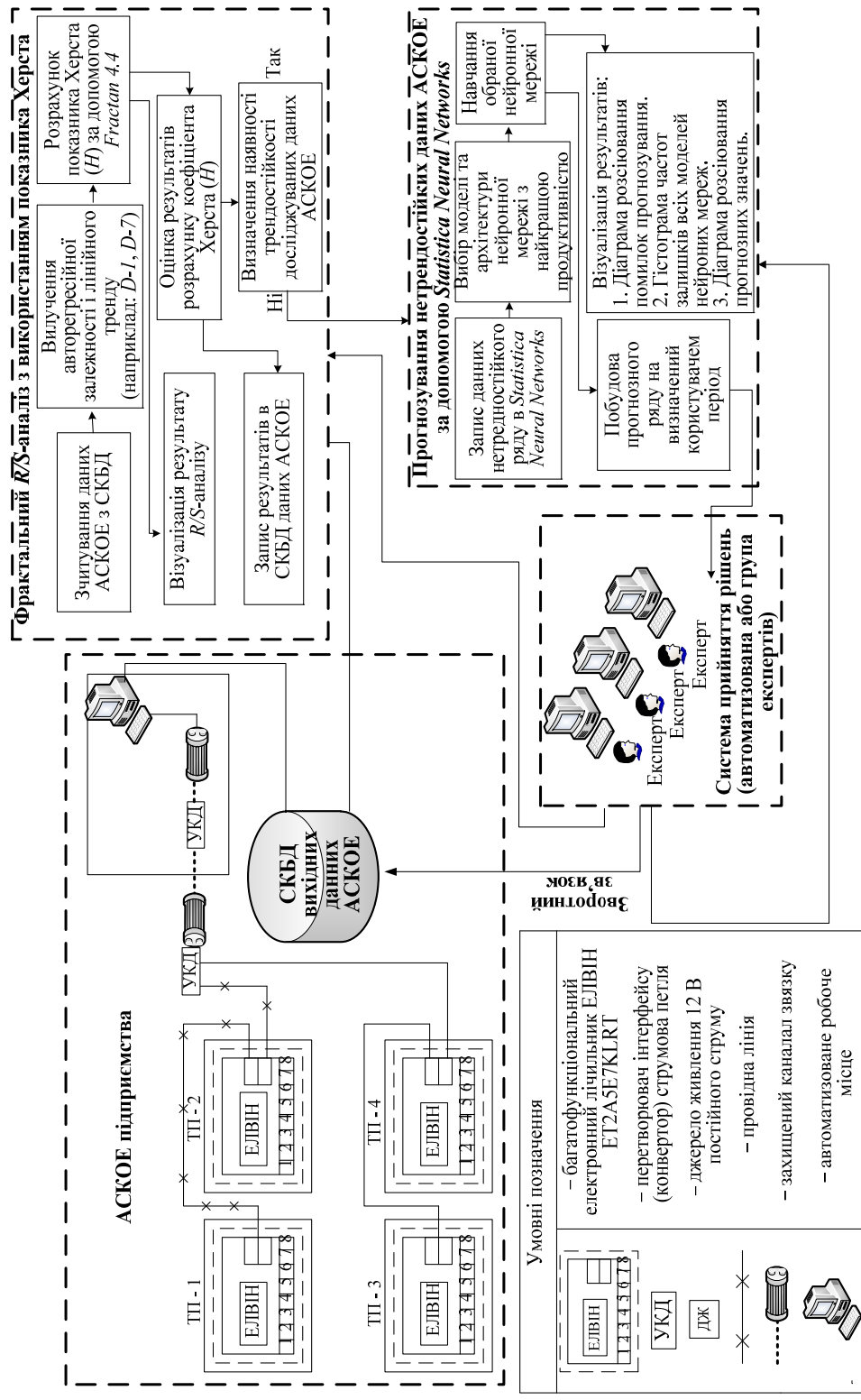


Рисунок 3.3 – Програмно-апаратний комплекс оперативного прогнозування електричних навантажень систем електропостачання

Для системи прийняття рішень забезпечено зворотний зв'язок з усіма задіяними програмними комплексами для можливості ручного керування та тонкого налаштування на будь-якому з етапів прогнозування.

Програмний комплекс було розроблено у середовищі Microsoft Visual Studio 2010 з використанням Windows Presentation Foundation (WPF) системи побудови клієнтських додатків. В основі WPF лежить векторна система візуалізації, яка не залежить від роздільної здатності пристрою виведення і створена з урахуванням можливостей сучасного графічного устаткування. Продуктивність WPF вище, за рахунок використання апаратного прискорення графіки через DirectX, що дає додаткові переваги для швидкодії розробленого програмного комплексу. Також для реалізації програмного засобу з оперативного прогнозування електричних навантажень була використана об'єктно-орієнтована мова програмування Java, переваги використання якої полягають у тому, що додатки Java зазвичай компілюються в спеціальний байт-код, тому вони можуть працювати на будь-якій віртуальній Java-машині (JVM) незалежно від комп'ютерної архітектури.

Інтерфейс роботи програмно-апаратного комплексу оперативного прогнозування електричних навантажень відображає запропонований підхід щодо консолідації даних для прогнозування з різних джерел (файли даних, релятивістські СУБД, дані за звітний період), обробці та дослідженні їх в реальному часі (рис. 3.4–3.6). Також передбачена можливість передачі результуючих вихідних даних до релятивістської СКБД АСКОЕ. Для дослідження, аналізу та прогнозування електричних навантажень у програмному комплексі були задіяні та інтегровані обчислювальні вузьконаправлені програмні засоби, такі як Fractan 4.4. Це потужний інструмент для математичних досліджень, призначений для обчислення кореляційної розмірності і ентропії, показника Херста, будує генератор Вандер Поля, відображення Хенона і Ікеди, функцію Вейерштрасса-Мандельброта і багато іншого. Також були використані програмні засоби SELFIS, які є Java-програмними інструментами для аналізу та визначення самоподібності і довготермінової залежності часових рядів. Крім цього був використаний автономний модуль (API інтерфейс прикладного програмування) Statistica Neural Networks – універсальний пакет нейромережевого аналізу фірми StatSoft.

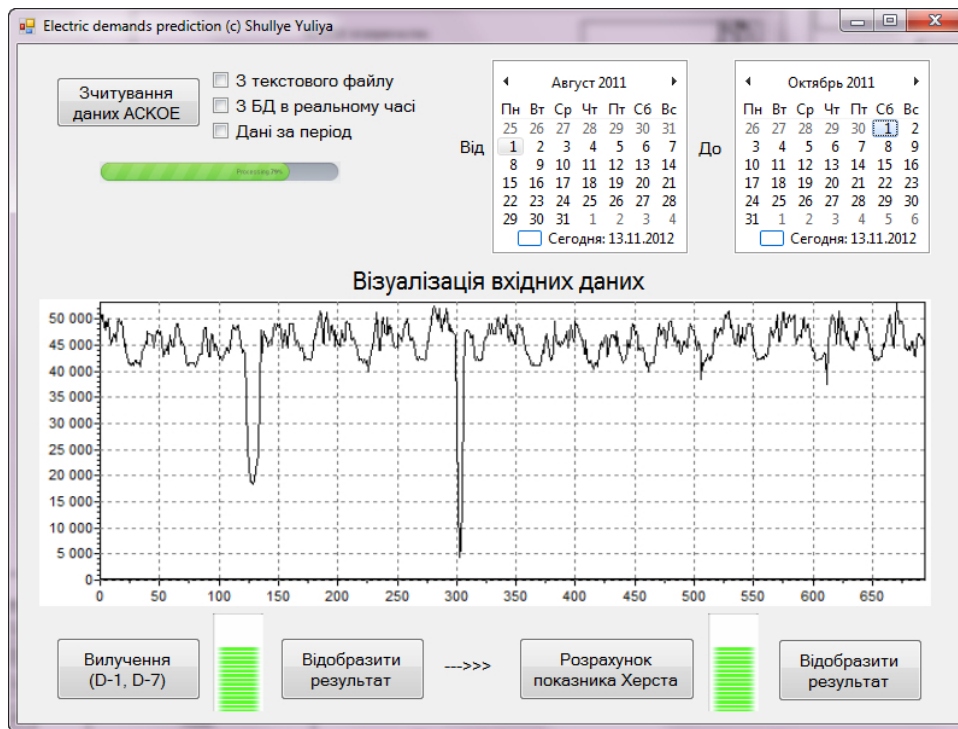


Рисунок 3.4 – Діалогове вікно інтерфейсу «Завантаження вхідних даних та їх графічне відображення»

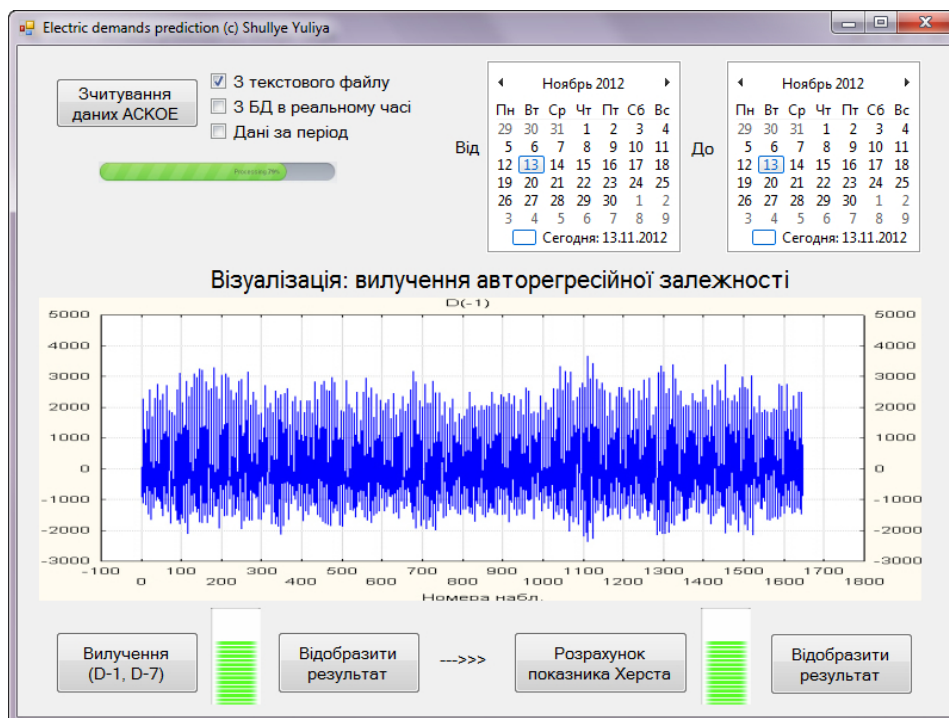


Рисунок 3.5 – Діалогове вікно інтерфейсу «Результати вилучення авторегресійної залежності»

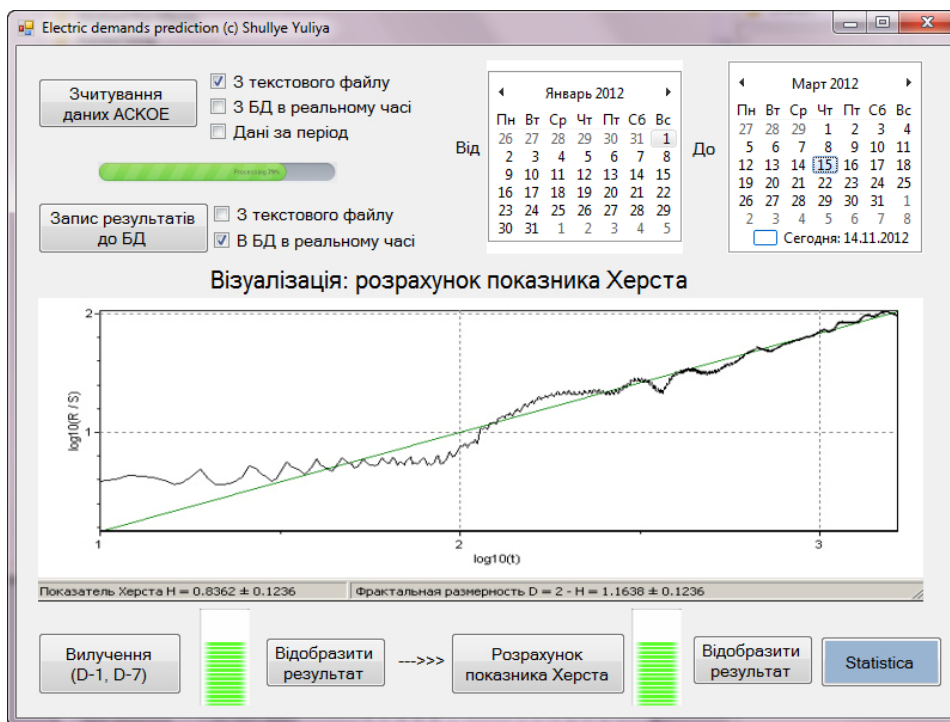


Рисунок 3.6 – Діалогове вікно інтерфейсу «Розрахунок показника Херста та візуалізація результату»

3.2 Алгоритм оцінювання та ідентифікації навантажень систем електроспоживання

Проблема оптимізації електричних навантажень систем електроспоживання має дві важливі сторони. По-перше, це оптимізація електроспоживання. По-друге, це задача ідентифікації відхилень в навантаженнях, які можуть призвести до надзвичайних ситуацій в мережі електропостачання. Вирішення обох цих питань базується на швидкій ідентифікації відхилень електричних навантажень. Внаслідок збільшення кількості споживачів стрімко зростає нерівномірність електричних навантажень. Неузгодженість технологічних циклів цих споживачів приводить до того, що випадкова складова в електроспоживанні стає вирішальною. Необхідно також урахувати, що відхилення електричних навантажень мають тенденцію до швидкого розгортання у часі.

Випадковий процес характеризується середнім значенням електричних навантажень P_τ , де τ – час спостережень. Для потреб управління електричними навантаженнями систем електроспоживання необхідно знати максимальне та мінімальне значення навантаження P , а також розмах навантажень Δ_τ протягом деякого часу спостережень. Це необхідно, з одного боку, для прогнозу поточного управління на підп-

риємстві і, з іншого боку, для формування заявлених значень потужності [124, 125].

Отже, в першому наближенні характеристики графіків електричних навантажень систем електроспоживання можуть бути представлені у вигляді кортежу $K_\tau = \{P_\tau, P_{\max \tau}, P_{\min \tau}, \Delta_\tau\}$, де Δ_τ є розмахом коливань електричного навантаження і обчислюється за формулою

$$\Delta_\tau = P_{\max \tau} - P_{\min \tau}. \quad (3.1)$$

При записі кортежу K та формули (3.1) було враховано, що всі визначені значення залежать від часу спостережень. Зокрема, в них природним чином може входити зміна систем електроспоживання.

В останні роки зростає увага до використання енергозберігаючих технологій. До таких же задач належить задача оптимізації продажу електроенергії в умовах її надлишку та закупівля електроенергії за умов її недостатності (добові та сезонні цикли). Для цих задач кортеж K повинен бути доповнений такими характеристиками випадкового процесу:

$$X(t, \tau) = \sum_{i=1}^t \{P_i - P_\tau\}; \quad (3.2)$$

$$R(\tau) = \max_{1 \leq t \leq \tau} X(t, \tau) - \min_{1 \leq t \leq \tau} X(t, \tau), \quad (3.3)$$

де $0 < t < \tau$.

Величина $X(t, \tau)$ є накопиченим відхиленням значення випадкового процесу – фактично, це є накопичені відхилення електричних навантажень системи електроспоживання.

Величина $R(\tau)$ – це розмах відхилень. Вона дорівнює величині резервної потужності, яка необхідна для підтримання середнього електричного навантаження для заданої системи електроспоживання протягом певного часу τ .

Таким чином, кортеж, який характеризує електричні навантаження системи електроспоживання, записується в кінцевому підсумку в такому вигляді:

$$K_\tau = \{P_\tau, P_{\max \tau}, P_{\min \tau}, \Delta_\tau, X(t, \tau), R(\tau)\}. \quad (3.4)$$

Всі характеристики кортежу (3.4) можуть бути безпосередньо виміряні. Всі вони мають безпосередній прикладний сенс і можуть бути використані в організації управління електричним навантаженням системи електроспоживання.

Для кортежу (3.4) можна обчислити показник Херста H за формулою

$$\frac{R}{\sigma} = const \cdot \tau^H, \quad (3.5)$$

де R – максимальний розмах досліджуваної величини; σ – дисперсія випадкового процесу; τ – час спостережень; H – показник Херста.

Якщо показник Херста $H > 1/2$, випадковий процес – персистентним (підтримує поточну тенденцію). Процеси із показниками $H < 1/2$ – антиперсистентний. Випадковий процес із $H = 1/2$ відповідає броунівському випадковому процесу, для якого відсутні ефекти пам'яті.

Для коректного обчислення показника Херста потрібно мати понад 10^3 точок. Також вважаємо, що вимірювальна апаратура працює у дискретному режимі.

Співвідношення (3.4) можна використати для побудови методу ідентифікації характеристик електричних навантажень систем електроживлення. Алгоритм цього методу може бути записано:

1. Визначаються та відслідковуються значення характеристик кортежу (3.4), а також показника Херста H за (3.5) та значення σ .

2. За значеннями P_τ , $P_{\max \tau}$, $P_{\min \tau}$, Δ_τ , $R(\tau)$ розробляється система управління усередненими значеннями навантажень системи електроживлення.

3. Періодично циклічно повторюються етапи 1 та 2. За характерний проміжок часу для повторень можна взяти час $\Delta_{\tau 0}$, за який автокореляційна функція для розмаху відхилень $R(\tau)$ вперше отримує нульове значення.

Визначивши показник Херста можна побудувати алгоритм для ідентифікації відхилень ГЕН систем електроживлення. Ідентифікація відхилень проходить у два етапи.

Перший – це моніторинг відхилень, свого роду «фоновий режим» (дискретність вимірювань задається часом $\Delta_{\tau 0}$). Коли ідентифікується «небезпечна» щодо відхилення ситуація, то час дискретизації зменшується на порядок, а апаратура управління, яка задіюється при таких ситуаціях (наприклад, аварійного вимкнення), приводиться до стану готовності.

Алгоритм розкладається на 2 випадки – для показника $H \geq 1/2$ та $H < 1/2$, відповідно.

Показник Херста $H \geq 1/2$.

1. Будуємо автокореляційну функцію для процесу P та визначаємо період кореляції $\Delta_{\tau 0}$.

2. Визначаємо значення величини приросту процесу P послідовно за час $\Delta_{\tau 0}$ і $2 \Delta_{\tau 0}$. Якщо обидва ці прирости перевищують кожен раз σ , то можна вважати, що ситуація відповідає критичному відхиленню, і переходити до відповідного алгоритму дій, який полягає в проведенні

замірів через менший на порядок проміжок часу. У цьому випадку задіється апаратура, що повинна реагувати на такі відхилення.

Показник Херста $H < 1/2$.

1. Будуємо автокореляційну функцію для процесу P та визначаємо період кореляції Δ_{τ_0} .

2. Визначаємо величину та знак приросту процесу P послідовно за час Δ_{τ_0} і $2\Delta_{\tau_0}$. Якщо обидва рази цей приріст має один і той же знак, а його сумарна величина перевищує σ , то можна вважати, що ситуація відповідає критичному відхиленню, і переходити до відповідного алгоритму дій.

Отже, була побудована математична модель для опису характеристик електричних навантажень систем електроспоживання, як випадкового процесу. Запропоновано використати кортеж, що складається із характеристик як самого випадкового процесу, так і статистичних характеристик його відхилень від середнього значення. Показано, що такий процес може бути охарактеризовано показником Херста.

3.3 Сценарний алгоритм оптимізації та прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання

Сучасне підприємство часто не в стані адекватно спрогнозувати свою діяльність навіть протягом однієї доби. Проте, все ж таки, певний прогноз діяльності підприємства може бути здійснений в межах, так званого, сценарного підходу. Отже, виникає задача щодо ідентифікації сценаріїв поведінки електричних навантажень окремих систем електроспоживання, агрегації декількох сценаріїв в єдину модель прогнозування поведінки та оптимізації управління електричних навантажень систем електроспоживання.

Наприклад, можна виділити сценарії недозавантаження, перезавантаження, середнього завантаження підприємства тощо. Слід підкреслити, що вищий менеджмент підприємства, який і розробляє такі сценарії, на меті має саме економічну діяльність підприємства, тому ці сценарії не можуть бути застосовані для управління та прогнозування електричних навантажень без суттєвого доопрацювання.

Спосіб класифікації сценаріїв електроспоживання можна описати у вигляді певного алгоритму [125].

Етап 1. Вибирається сукупність параметрів, які використовуються як класифікаційні ознаки при класифікації сценаріїв електричних навантажень окремого підприємства. Об'єктом, який потрібно аналізувати, виступає часовий ряд (тобто сукупність величини електричного навантаження даного підприємства в певні моменти часу). Цей ряд є

стохастичним, бо величина електричного навантаження залежить від великої кількості випадкових параметрів.

Етап 2. Стохастичний часовий ряд може характеризуватися різним набором числових характеристик. В загальному випадку він може бути охарактеризований таким кортежем:

$$K_{\tau} = \{F(P), K_p(\tau), P_{\tau}, P_{\max \tau}, P_{\min \tau}, \Delta_{\tau}, \sigma, H, D\}, \quad (3.6)$$

де P – значення електричного навантаження в момент часу τ ; τ – час спостережень; $F(P)$ – відповідна щільність ймовірності (розподіл ймовірності); $K_p(\tau)$ – автокореляційна функція для заданого часового ряду; P_{τ} – середнє значення електричного навантаження; $P_{\max \tau}$, $P_{\min \tau}$ – відповідно, максимальне та мінімальне значення електричного навантаження; Δ_{τ} – розмах коливань електричного навантаження; σ – дисперсія; H – показник Херста; D – фрактальна розмірність для заданого числового ряду.

Етап 3. Класифікаційними ознаками для кортежу (3.6) можуть виступати такі характеристики.

1. Параметри розподілу $F(P)$. Якщо відомо, до якого класу належить ця функція (наприклад, коли є відповідні теоретичні моделі), то можна розв'язувати задачу ідентифікації параметрів, і, відповідно, будувати класифікацію, спираючись на відомі їх числові значення. Якщо клас функцій, до якого належить $F(P)$, є невідомим, то можна використовувати декілька перших моментів експериментально визначеної щільності ймовірності (найчастіше – їх комбінацій: середнього значення, дисперсії, ексцесу).

2. Характеристики автокореляційної функції $K_p(\tau)$. Можна використовувати, наприклад, час збереження кореляцій (час, протягом якого ця функція зберігає свій знак), вигляд функції (наприклад, кількість зміни її знаків тощо).

3. Середнє значення P_{τ} .

4. Значення дисперсії σ .

5. Значення $P_{\max \tau}$, $P_{\min \tau}$ та Δ_{τ} .

6. Значення показника Херста H . Тут важливим буде знак комплексу ($H - 1/2$): якщо він додатний, то випадковий процес зберігає існуючу тенденцію, коли від'ємний – випадковий процес змінює тенденцію, а якщо цей комплекс дорівнює нулю – процес є дифузійним (марківським).

7. Фрактальна розмірність D . Часто значення фрактальної розмірності зв'язують із кількістю незалежних змінних, які формують стохастичний часовий ряд.

Як правило, зону змінності поділяють на 3–5 інтервалів, а коли зона змінності охоплює за числовою величиною параметрів кілька порядків, то використовують логарифмічні шкали для класифікації.

Етап 4. Будуються математичні моделі для кожного із сценаріїв.

Етап 5. Розробляються методи, алгоритми та технології для ідентифікації параметрів, які характеризують вибрані класифікації сценаріїв. На цьому етапі кількість різних класифікацій сценаріїв може бути зменшена внаслідок того, що методи, алгоритми та технології ідентифікації потрібних для них параметрів або не можуть бути застосовані, або ж не можуть забезпечити необхідної точності.

Етап 6. Апробація розроблених методів, алгоритмів та технологій для практичних ситуацій. На цьому етапі будуть виявлені умови, які є потрібними для можливості застосування тієї чи іншої класифікації сценаріїв. Можна очікувати, що на цьому етапі будуть виділені галузі, для яких використання певної класифікації сценаріїв буде більш ефективним.

Описаний вище алгоритм управління електроспоживанням окремих підприємств спирається на статистичні моделі, і вимагає для свого застосування досить великого часу спостереження. Крім того, характерні часові проміжки для зміни цього алгоритму є також досить великі. Внаслідок цих причин цей алгоритм доцільно використовувати як «фоновий», тобто такий, на фоні якого відбуваються досить швидкі зміни.

Для того, щоб провести класифікацію швидких змін (поняття «швидкість» тут використовується у порівнянні із вищенаведеним алгоритмом), потрібно застосувати інші схеми ідентифікації сценаріїв. Для цих задач доцільним є застосування нейронних мереж, які допускають тренування із застосуванням експертної інформації та дозволяють швидко тиражувати (розповсюджувати) накопичений досвід.

3.4 Нейромережевий алгоритм оперативного прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання

Проблема моделювання самоподібного, або іншими словами, фрактального потоку даних стала темою досліджень значної кількості наукових праць. Результати цих досліджень у класичному варіанті дозволяють визначити значну кількість характеристик електричних навантажень систем електроспоживання. У більшості запропонованих методик присутній важливий недолік – необхідний значний час для отримання і обробки інформації про досліджуваний потік даних [124, 125]. Проте, реальне функціонування систем електроспоживання пот-

ребує управління в реальному часі. У цьому випадку вирішити протиріччя, що виникло, у змозі теорія нейродинаміки, в основі якої лежать методи штучних нейронних мереж [126].

У випадку, коли досліджуваний процес є фрактальним, його вигляд представляється формулою (3.5), але весь нейромережевий алгоритм прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання доцільніше представити у вигляді, запропонованому в [94]. Тоді початкова формула (3.5) прийме такий вигляд:

$$(R/S) = (\alpha N)^H, \quad (3.7)$$

де R – максимальний розмах досліджуваної величини; S – середньоквадратичне відхилення досліджуваної величини; N – час досліджень (або об'єм вибірки); α – деяка постійна; H – показник Херста.

Аналізуючи (3.7), можна стверджувати, що це форма вираження різних сигналів на фрактальній площині, яка утворена логарифмічними координатними осями, а показник Херста H визначає нахил апроксимуючої прямої фрактальної лінії до осі абсциса. Визначаючи параметр Херста для функціонування системи електроспоживання, можна провести прогнозування необхідних параметрів системи. Але класичний метод Херста має низку недоліків, серед яких неможливість обчислення показника в реальному масштабі часу через значний ріст об'єму обчислень. Для усунення цього недоліку скористаємось покровим рекурентним алгоритмом:

$$H(k+1) = \ln \left(\frac{R(k+1)}{S(k+1)} \right) / (\ln(k+1) + \ln \alpha), \quad (3.8)$$

де $k = 1, 2, \dots$ – відповідні часові інтервали агрегування даних спостережень процесу реального функціонування системи електроспоживання.

Проведемо аналіз виразу (3.9). Видно, що показник Херста може уточнюватись на кожному кроці агрегування без попереднього запам'ятовування значень потоку даних. Реалізація наведеного алгоритму визначення H може бути спрощена за допомогою нейромережевих технологій. Результат обчислень параметра Херста в значній мірі залежить від параметра α і об'єму вибірки, що може привести до того, що для одної і тієї ж реалізації потоку даних можуть бути отримані якісні, а часто і протилежні результати.

Проблему, що виникла, вирішимо завдяки використанню нейромережевих технологій, які пов'язані з алгоритмами навчання та аналізу реальних систем. Тоді переписавши (3.7) у такому вигляді:

$$\ln \frac{R(k)}{S(k)} = H \ln \alpha + \ln k, \quad (3.9)$$

введемо навчаючий сигнал $z(k) = \ln \frac{R(k)}{S(k)}$ для лінійної прямонаправленої нейромережі типу адаліни, яка налаштовується, і для якої $z(k) = h + H \ln k$ використаємо алгоритм навчання для отримання оцінок невідомих параметрів у вигляді

$$\begin{pmatrix} h(k+1) \\ H(k+1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} h(k) \\ H(k) \end{pmatrix} + \frac{z(k+1) - h(k) - H(k) \ln(k+1)}{1 + (\ln(k+1))^2} \begin{pmatrix} 1 \\ \ln(k+1) \end{pmatrix}; \quad (3.10)$$

$$\ln \alpha(k+1) = \left(\frac{h(k+1)}{H(k+1)} \right). \quad (3.11)$$

В цьому випадку для розрахунку показника Херста та параметра мережі α може бути застосована відповідна архітектура штучної нейронної мережі, яка буде функціонувати паралельно до процесу, що контролюється, яка виявляє виникаючі зміни в реальному часі.

В другому варіанті реалізації нейромережевого підходу до прогнозування параметрів реального процесу як основний елемент використовуємо нейромережу з радіальними базисними функціями збудження.

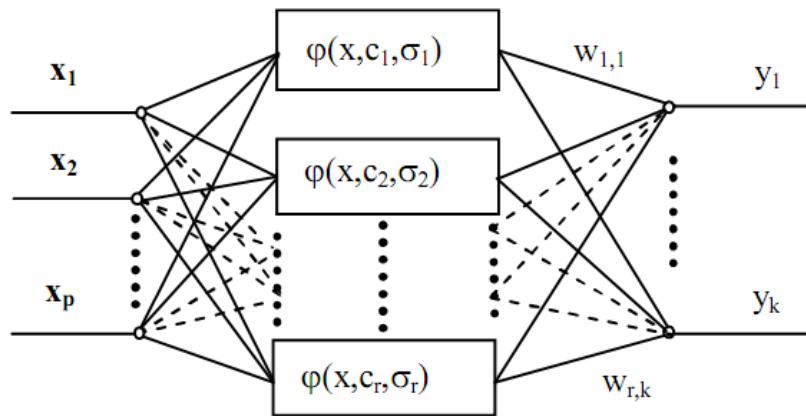


Рисунок 3.7 – Архітектура $p-r-k$ мережі з радіально-базисними функціями

Вихідний сигнал такої мережі має вигляд

$$y = \varphi \cdot W, \quad (3.12)$$

де $y = [y_1, \dots, y_k]$ – вихід нейромережі (прогнозні параметри реального процесу); k – розмірність вихідного вектора; φ – вектор, що складається з r радіальних базисних функцій нейронів схованого шару, з елементами

$$\varphi_i = \exp(-\|x - c_i\|/\sigma_i), \quad (3.13)$$

де $x = [x_1, \dots, x_M]$ – вхідний сигнал нейромережі (параметри поточного потоку даних); M – розмірність вхідного вектора; $c_i = [c_{i1}, \dots, c_{iM}]$ – координати центрів активаційних функцій, $i = 1, \dots, r$; r – кількість схованих нейронів в мережі; σ_i – ширина активаційних функцій; W – вихідна вагова матриця мережі (розмірність $r \times k$).

Для такої мережі може бути застосований такий алгоритм навчання:

1. Оберемо розмір схованого шару R рівним кількості тренувальних шаблонів. Синаптичні ваги нейронів схованого шару приймемо рівними 1.

2. Розмістимо центри активаційних функцій нейронів схованого шару в точках x простору вхідних сигналів мережі, які входять в набір тренувальних шаблонів Ξ : $c_j = x_j, j = 1, 2, \dots, r$.

3. Оберемо ширину вікон активаційних функцій нейронів схованого шару $\sigma_j, j = 1, 2, \dots, r$ достатньо великими, але так, щоб вони не накладались один на одного в просторі вихідних сигналів.

4. Визначимо ваги нейронів вихідного шару мережі $w_{ij}, i = 1, 2, \dots, r; j = 1, 2, \dots, k$, для цього надамо мережі весь набір тренувальних шаблонів Ξ і в результаті отримаємо набір лінійних рівнянь, який можна записати в матричному вигляді:

$$\Phi \cdot w = D, \quad (3.14)$$

де D – матриця (розміру $r \times k$) бажаних виходів (вихідних шаблонів); Φ – інтерполяційна матриця (розміру $r \times r$), елементи якої:

$$\varphi_{ij} = \exp(-\|x_i - c_j\|^2/\sigma_j^2), \quad (3.15)$$

де $i = 1, 2, \dots, r; j = 1, 2, \dots, k$.

Розв'язання системи рівнянь у вигляді $w = \Phi^{-1} \cdot D$ забезпечує проходження інтерполяційної поверхні через всі точки тренувального набору шаблонів.

3.5 Висновки до розділу 3

У розділі було запропоновано створення системи оперативного прогнозування, в рамках якої можна було б реалізувати фрактальні властивості ГЕН. Для цього було розв'язано такі задачі:

1. Розроблено узагальнений алгоритм моделі інформаційної бази даних для оперативного прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання, який відрізняється від відомих внутрішньою довизначеністю її складових структурних одиниць. Запропоновано для характеристики графіків електричних навантажень систем електроспоживання використовувати кортеж.

2. Розроблено алгоритм оцінювання та ідентифікації показників відхилень електричних навантажень систем електроспоживання з використанням показника Херста в класичному варіанті.

3. Розроблено сценарний алгоритм оптимізації та оперативного прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання, відмінність якого від відомих полягає в агрегації декількох сценаріїв в єдину модель прогнозування.

4. Запропонований нейромережевий алгоритм оперативного прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання вперше використав підходи побудови багатокрокових адаптивних процедур покращення їх функціонування в реальних умовах.

5. Розроблені алгоритм оцінювання та оперативного прогнозування електричних навантажень та програмно-апаратний комплекс прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання значно спростили процес прогнозування та прийняття рішень. Програмно-апаратний комплекс для автоматизації процесу оперативного прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання дозволяє виявити критичні режими електроспоживання та знизити рівень ризику аварійних вимкнень.

4 ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДІВ ТА АЛГОРИТМІВ ОПЕРАТИВНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНИХ НАВАНТАЖЕНЬ СИСТЕМ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ

4.1 Оперативне прогнозування електричних навантажень за допомогою штучних нейронних мереж

Існують два основних методи реалізації штучних нейронних мереж: програмний та апаратний. Кожен із цих методів має визначені переваги та недоліки, які необхідно враховувати при проектуванні та практичній реалізації нейромережевих систем та пристроїв.

Програмна реалізація нейромережевих структур є найбільш простою та поширеною. Для цього застосовують спеціальне програмне забезпечення – нейроемулятори (або нейросимулятори). Головними перевагами застосування нейроемуляторів є:

- відсутність необхідності застосування спеціальної апаратури (спецпроцесорів);
- не потрібно засвоювати особливості програмування на спецпроцесорах та способи їх сполучення з базовим комп'ютером;
- універсальні ЕОМ не накладають ніяких обмежень на структуру мереж і способи їхнього навчання, тоді як спецпроцесори найчастіше мають обмежений набір вбудованих у них функцій активації і досягають пікової продуктивності лише на визначеному колі завдань.

На сьогоднішній день у світі розроблено досить велику кількість достатньо потужних нейроемуляторів. Головні відмінності між ними полягають у:

- кількості нейронних архітектур;
- методах навчання, які підтримуються;
- обмеженнях щодо наповнення мережі;
- наявності програмного інтерфейсу із поширеними мовами або середовищами програмування для організації обміну даними та можливості інтеграції у власні програмні проекти.

Найбільш поширеними та потужними є такі програмні продукти:

- NeuralWorks Pro II/Plus (Aspen Technology, Inc.);
- Neuro Solution (NeuroDimension, Inc.);
- MATLAB Neural Network Toolbox (MathWorks, Inc.);
- STATISTICA Neural Networks (Statsoft, Inc.);
- Brain-Maker Pro (California Scientific Software, Inc.).

Для прогнозування використаємо вхідні дані півгодинного споживання електроенергії промисловим підприємством. Прогноз будемо

робити на останні два дні місяця з подальшим порівнянням з реальними даними.

Прогнозування виконаємо в пакеті STATISTICA Neural Networks.

Запустивши модуль «Нейронні мережі» в меню «Аналіз» задали вхідні та вихідні змінні. Також задамо програмі побудувати і навчити 500 мереж різного типу та вибрати 10 найкращих. Проаналізуємо отримані результати.

На рис. 4.1 та рис. 4.2 наведено результати розрахунків та навчання нейронних мереж.

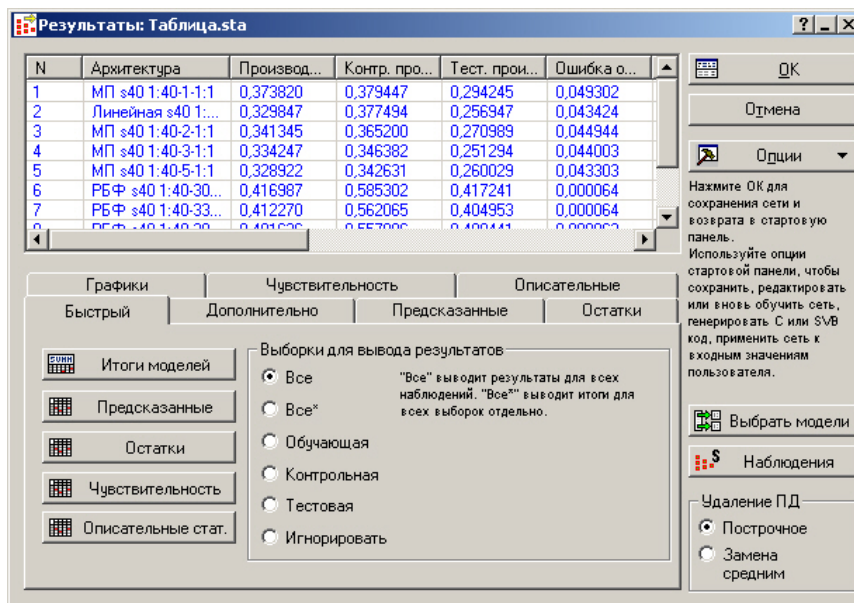


Рисунок 4.1 – Діалогове вікно результатів розрахунку

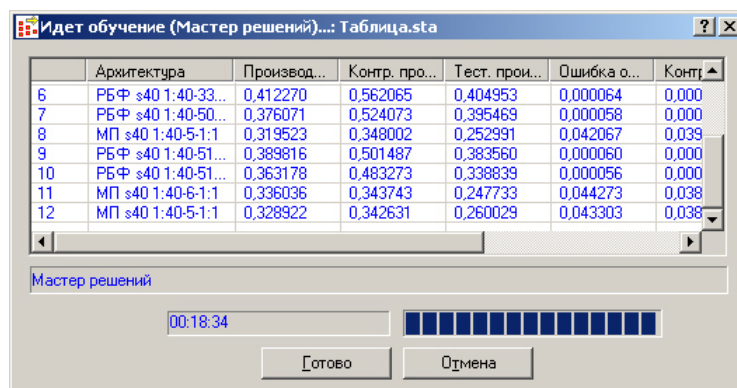


Рисунок 4.2 – Діалогове вікно процесу навчання

Програма вибрала 10 найкращих мереж за продуктивністю (рис. 4.3).

N	Архитектура	Производительность обуч.	Контр. производительность	Тест. производительность	Ошибка обучения	Контрольная ошибка	Тестовая ошибка
1	МП s40 1:40-1-1:1	0,373820	0,379447	0,294245	0,049302	0,042640	0,043810
2	Линейная s40 1:40-1:1	0,329847	0,377494	0,256947	0,043424	0,042422	0,038235
3	МП s40 1:40-2-1:1	0,341345	0,365200	0,270989	0,044944	0,041063	0,040324
4	МП s40 1:40-3-1:1	0,334247	0,346382	0,251294	0,044003	0,038942	0,037424
5	МП s40 1:40-5-1:1	0,328922	0,342631	0,260029	0,043303	0,038511	0,038693
6	РБФ s40 1:40-30-1:1	0,416987	0,585302	0,417241	0,000064	0,000077	0,000073
7	РБФ s40 1:40-33-1:1	0,412270	0,562065	0,404953	0,000064	0,000074	0,000071
8	РБФ s40 1:40-38-1:1	0,401636	0,557006	0,409441	0,000062	0,000074	0,000071
9	РБФ s40 1:40-50-1:1	0,376071	0,524073	0,395469	0,000058	0,000069	0,000069
10	РБФ s40 1:40-51-1:1	0,363178	0,483273	0,338839	0,000056	0,000064	0,000059

Рисунок 4.3 – Таблица результатов выбранных моделей

Неважно помітити, що продуктивність мереж з архітектурою радіально базисної функції (РБФ) в середньому гірша від продуктивності мереж з архітектурою багат шарового персептрона. Це пояснюється тим, що мережі з архітектурою РБФ погано екстраполюють дані (це пов'язано з насиченням елементів прихованої структури).

Також можемо порівняти всі мережі за значеннями різних помилок (рис. 4.4).

	Var1.1	Var1.2	Var1.3	Var1.4	Var1.5	Var1.6	Var1.7	Var1.8	Var1.9	Var1.10
Среднее данных	44813,31	44813,31	44813,31	44813,31	44813,31	44813,31	44813,31	44813,31	44813,31	44813,31
Ст.откл. данных	6485,08	6485,08	6485,08	6485,08	6485,08	6485,08	6485,08	6485,08	6485,08	6485,08
Среднее ошибки	56,08	-4,39	-0,93	-36,77	-2,49	-47,93	-93,61	-58,35	-84,15	-3,70
Ст.откл. ошибки	2280,92	2063,21	2109,62	2027,11	2018,52	2932,50	2861,36	2829,69	2677,36	2469,71
Среднее абсолютной ошибки	1553,12	1332,11	1411,53	1284,22	1268,24	1595,17	1603,38	1593,34	1587,00	1441,84
Отношение ст.откл.	0,35	0,32	0,33	0,31	0,31	0,45	0,44	0,44	0,41	0,38
Корреляция	0,94	0,95	0,95	0,95	0,95	0,89	0,90	0,90	0,91	0,93

Рисунок 4.4 – Таблица ошибок регрессии выходного ряда і ряду, побудованого обраною мережею

Значення помилки «Відношення ст. відхилення» є найбільш придатним для цілей порівняння, тому що є числом між 0 і 1, залежить лише від величини кожної складової помилки (не залежить від знака), а також досить вразливе до викидів. Проаналізувавши значення помилок, можна помітити, що для всіх обраних програмою мереж ці показники досить малі, що говорить про вдалий вибір моделей.

Для того, щоб оцінити адекватність побудованих моделей, побудуємо графік залежності величини помилки від кількості спостережень, а також графік залежності значень передбаченого ряду (ряду, побудованого за допомогою обраної мережі) від значень вихідного (рис. 4.5).

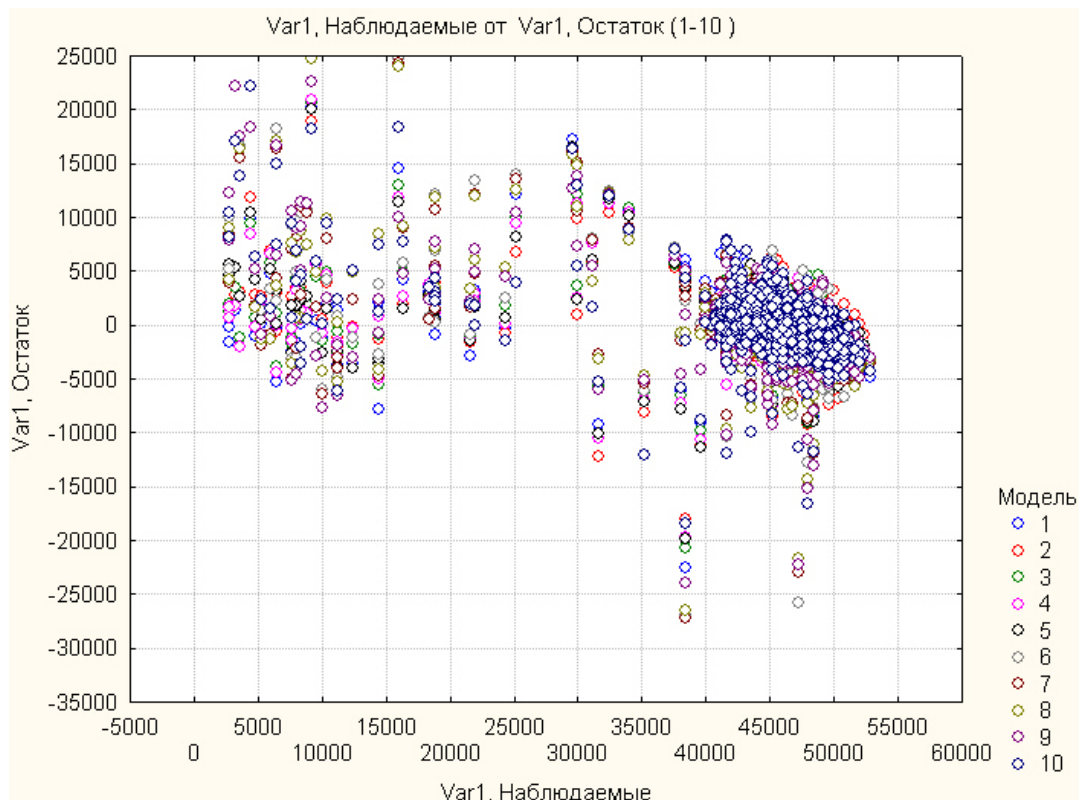


Рисунок 4.5 – Діаграма розсіювання помилок передбачення від кількості спостережень

Збільшення розмаху помилок з номером спостереження говорить про порушення припущення про те, що дисперсія помилки є випадковою величиною, але оскільки це збільшення незначне (і відбувається, в основному, через викиди), вважаємо, що дисперсія постійна.

Крім діаграми розсіювання для аналізу залишків застосуємо також метод побудови гістограм частот. Побудуємо такі графіки для десяти моделей (рис. 4.6).

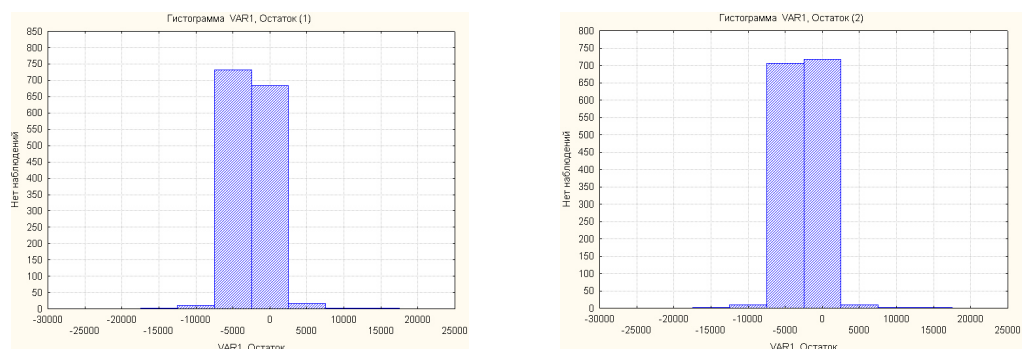


Рисунок 4.6 – Гістограми частот залишків десяти моделей нейронних мереж

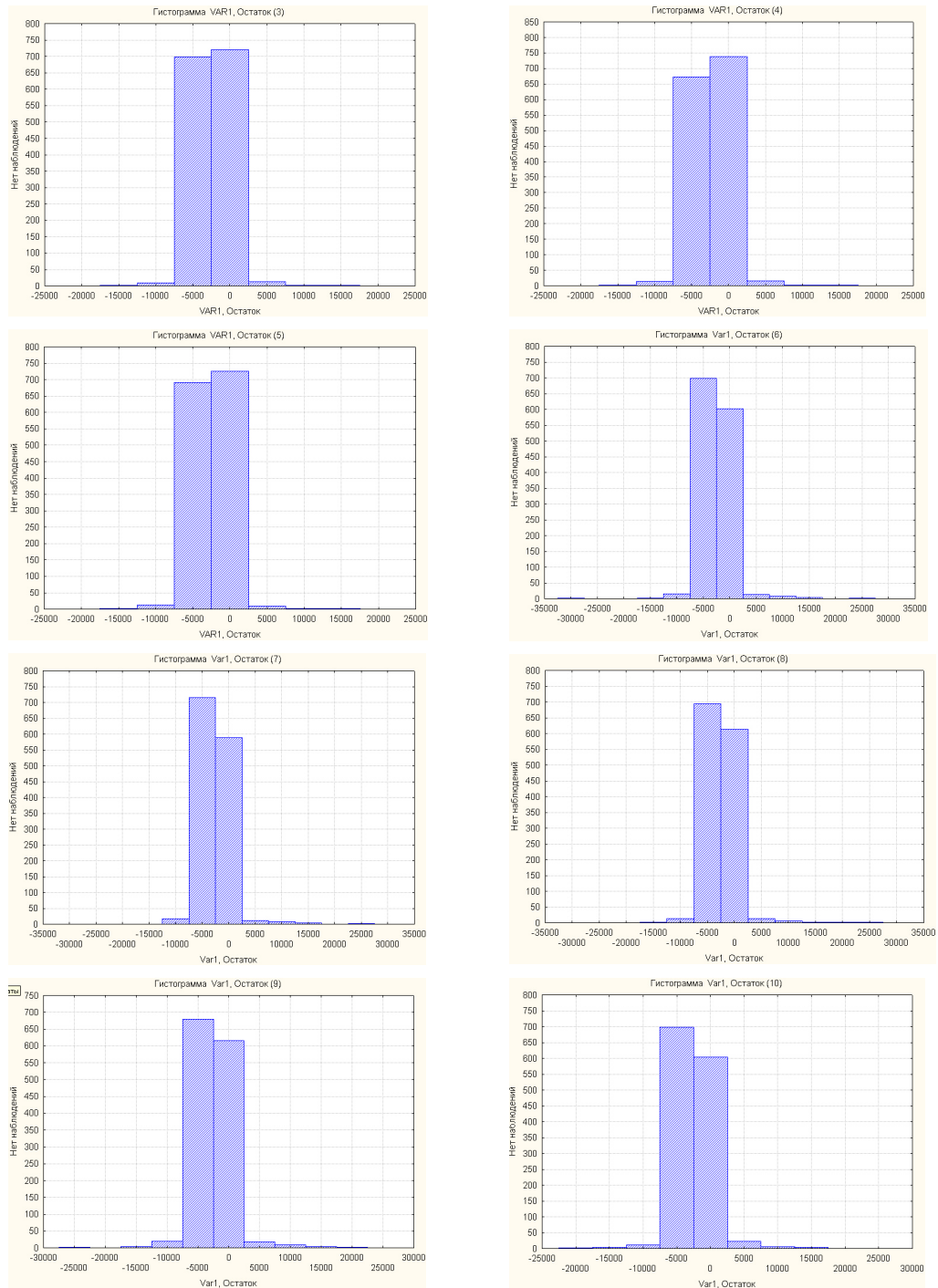


Рисунок 4.6 (продовження) – Гістограми частот залишків десяти моделей нейронних мереж

Неважко помітити, що гістограми є дуже асиметричними, що суперечить стандартним припущенням про нормальність залишків. Із вищевикладеного про помилки, можна зробити висновок, що найкращими моделями нейронної мережі для заданого ряду є модель № 5 та модель № 9.

На рис. 4.7 показана діаграма розсіювання прогнозованих значень в залежності від значень вихідного ряду.

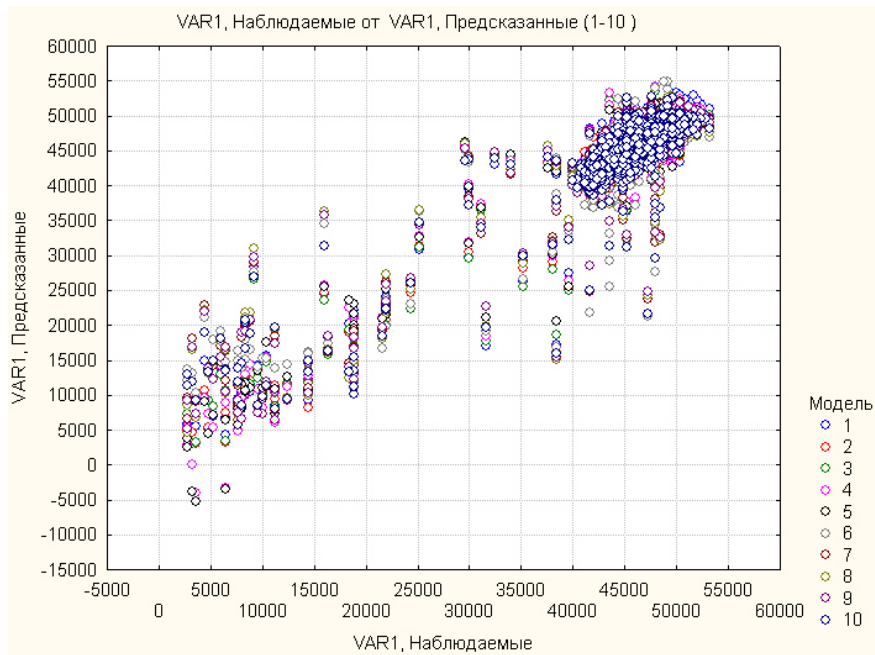


Рисунок 4.7 – Діаграма розсіювання прогнозованих значень в залежності від значень вихідного ряду

Отримана діаграма (див. рис. 4.7) вказує на гарне наближення вихідного ряду однією з десяти розглянутих мереж.

Оскільки визначено мережі № 5 та № 9 як найбільш відповідні, доцільним буде приведення їх окремих діаграм розсіювання передбачених значень (рис. 4.8).

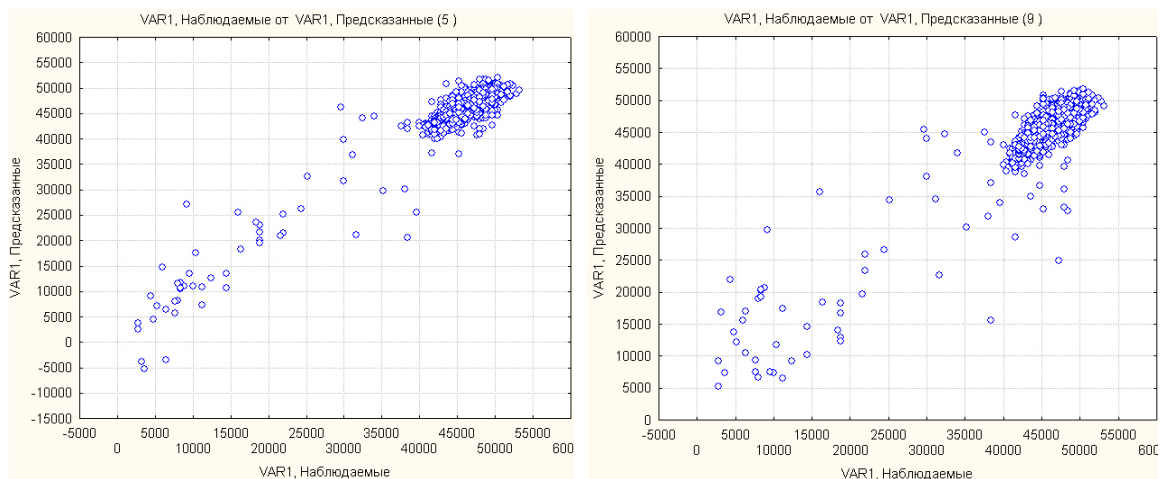


Рисунок 4.8 – Діаграма розсіювання передбачених значень моделі № 5 та моделі № 9 в залежності від значень вихідного ряду

Ще однією характеристикою якості побудованої мережі можна назвати такий факт: на кожному прихованому шарі рівень активації в певний момент часу повинен бути однаковий. Знак активації значення не має.

Ця опція дозволяє наочно оцінити рівні активації елементів мережі в будь-який момент часу. Як видно, мережа № 5 добре відповідає цій вимозі. Окрім цього, мережа типу багат шаровий перцептрон має низку переваг в порівнянні з мережею радіально-базисної функції (рис. 4.9–4.10).

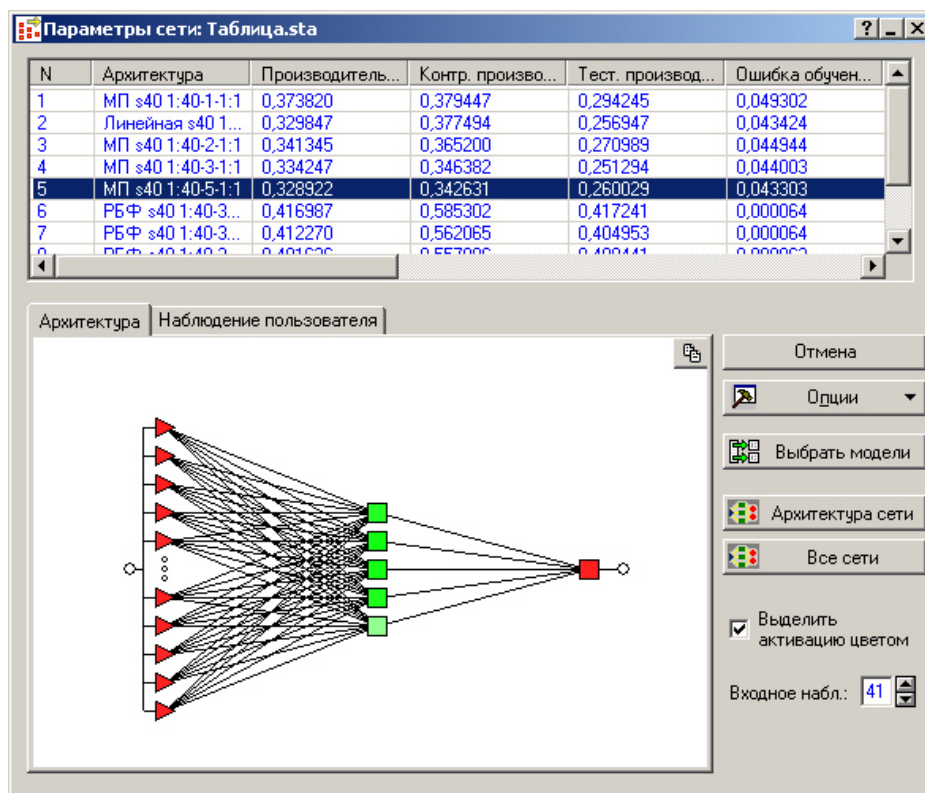


Рисунок 4.9 – Вкладка «Архітектура мережі», вибрана модель № 5

Використовуючи вибрану мережу (модель № 5 – мережа типу багат шаровий перцептрон), виконаємо прогноз півгодинного споживання електроенергії промисловим підприємством на останні два дні місяця (рис. 4.11–4.12).

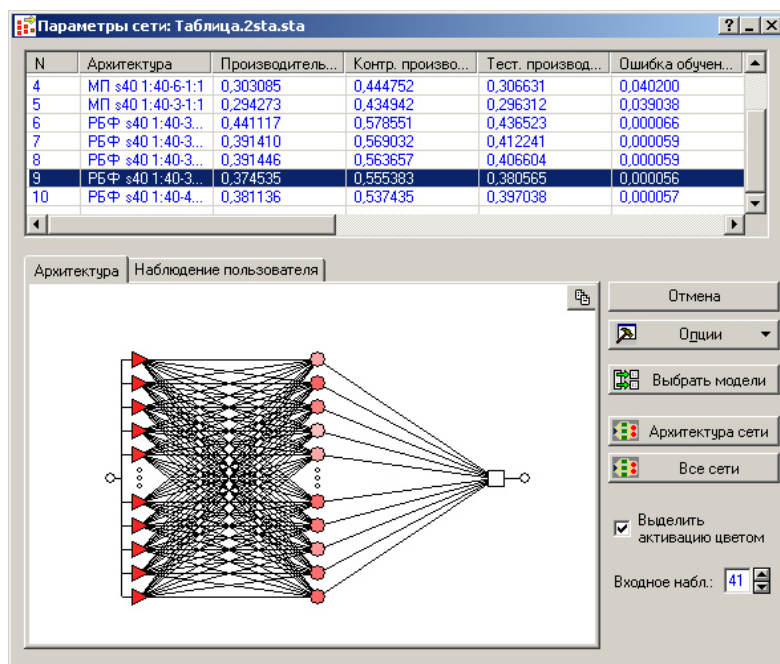


Рисунок 4.10 – Вкладка «Архітектура мережі», вибрана модель № 9

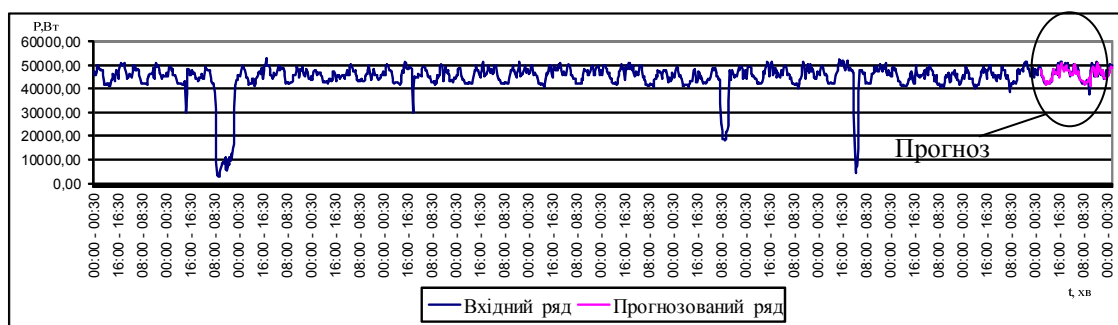


Рисунок 4.11 – Прогноз півгодинного споживання електроенергії промисловим підприємством, виконаний за допомогою нейронної мережі типу «багатошаровий персептрон»

Якість прогнозування розробленої нейромережевої структури оцінюється показником середньої абсолютної відсоткової похибки MAPE:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|P_t - \bar{P}_t|}{P_t} \cdot 100\%, \quad (4.1)$$

яка становить 2,8 %.

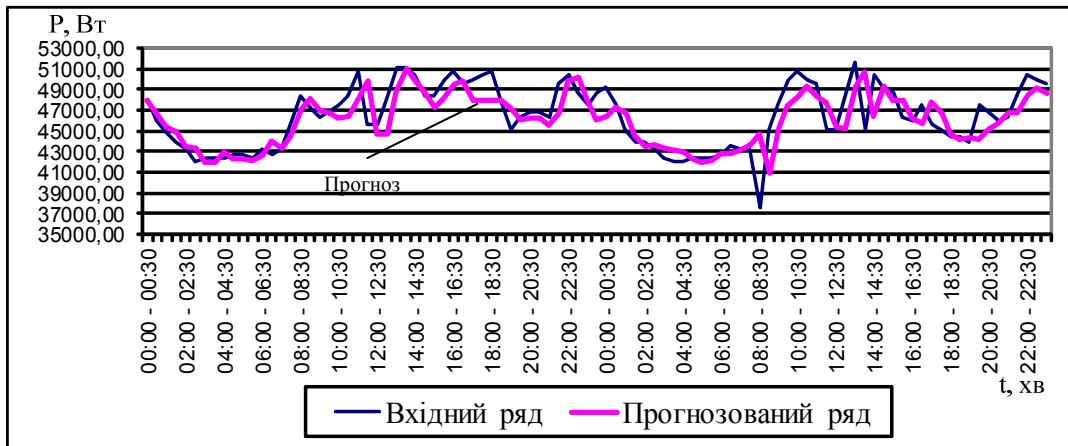


Рисунок 4.12 – Вхідний та прогнозований ряд споживання електроенергії промисловим підприємством

Прогноз електроспоживання на один день вперед. Знову було задано програмі побудувати та навчити 500 мереж різного типу та вибрати 10 найкращих.

На рис. 4.13 та рис. 4.14 наведено результати розрахунків та навчання нейронних мереж.

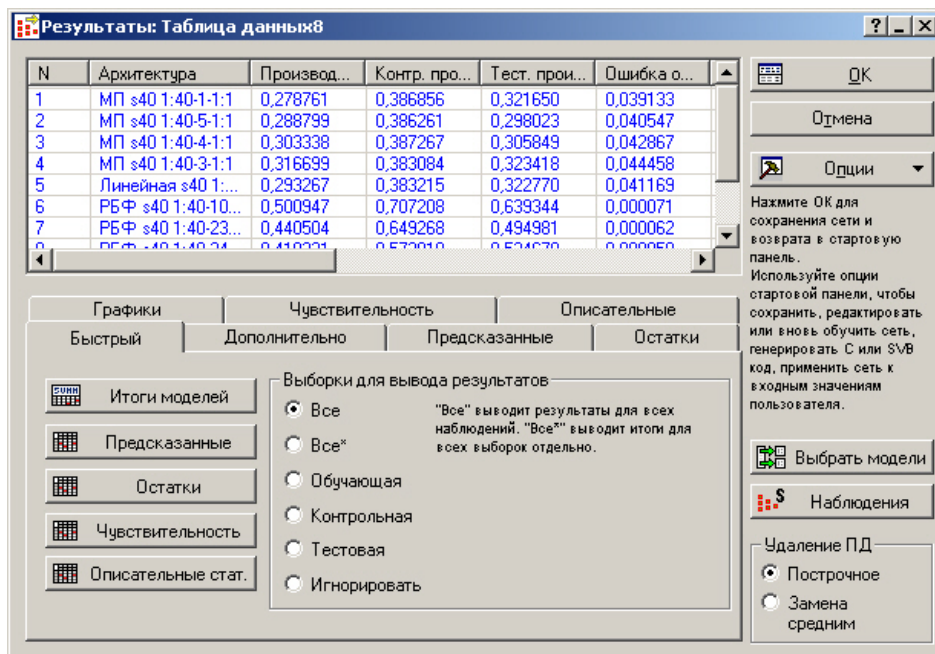


Рисунок 4.13 – Діалогове вікно результатів розрахунку

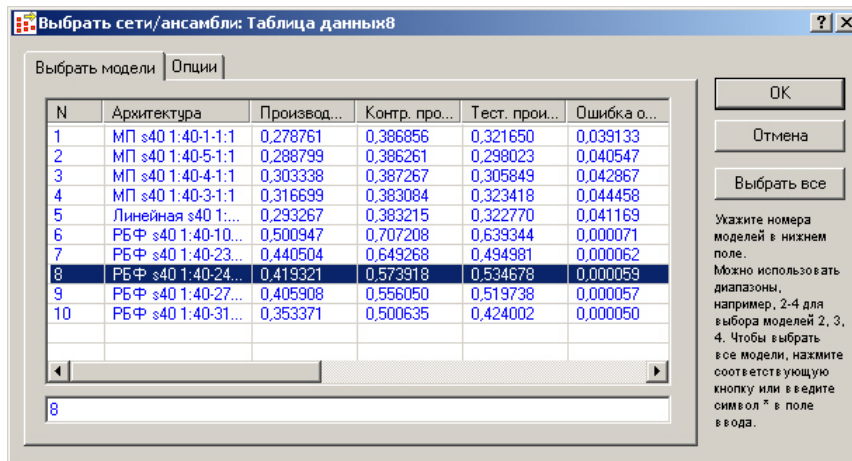


Рисунок 4.14 – Діалогове вікно з таблицею отриманих даних

Програма вибрала 10 найкращих мереж за продуктивністю (рис. 4.15).

N	Архитектура	Производительность обуч.	Контр. производительность	Тест. производительность	Ошибка обучения	Контрольная ошибка	Тестовая ошибка
1	МП s40 1:40-1-1:1	0,278761	0,386856	0,321650	0,039133	0,043296	0,036168
2	МП s40 1:40-5-1:1	0,288799	0,386261	0,298023	0,040547	0,043107	0,033519
3	МП s40 1:40-4-1:1	0,303338	0,387267	0,305849	0,042867	0,043059	0,034958
4	МП s40 1:40-3-1:1	0,316699	0,383084	0,323418	0,044458	0,042990	0,036365
5	Линейная s40 1:40-1:1	0,293267	0,383215	0,322770	0,041169	0,042785	0,036364
6	РБФ s40 1:40-10-1:1	0,500947	0,707208	0,639344	0,000071	0,000079	0,000072
7	РБФ s40 1:40-23-1:1	0,440504	0,649268	0,494981	0,000062	0,000073	0,000056
8	РБФ s40 1:40-24-1:1	0,419321	0,573918	0,534678	0,000059	0,000064	0,000060
9	РБФ s40 1:40-27-1:1	0,405908	0,556050	0,519738	0,000057	0,000062	0,000059
10	РБФ s40 1:40-31-1:1	0,353371	0,500635	0,424002	0,000050	0,000056	0,000048

Рисунок 4.15 – Таблица результатов выбранных моделей

Продуктивність мереж з архітектурою РБФ гірша від продуктивності мереж з архітектурою багат шарового персеプトна. Порівняємо всі мережі за значеннями різних помилок (рис. 4.16).

	VAR1.1	VAR1.2	VAR1.3	VAR1.4	VAR1.5	VAR1.6	VAR1.7	VAR1.8	VAR1.9	VAR1.10
Среднее данных	44858,86	44858,86	44858,86	44858,86	44858,86	44858,86	44858,86	44858,86	44858,86	44858,86
Ст.откл. данных	6398,94	6398,94	6398,94	6398,94	6398,94	6398,94	6398,94	6398,94	6398,94	6398,94
Среднее ошибки	59,31	22,07	-220,79	81,51	22,69	40,40	11,65	29,79	3,28	-9,03
Ст.откл. ошибки	1990,56	1995,43	2059,05	2125,70	2038,32	3672,24	3182,56	3047,97	2954,32	2557,44
Среднее абсолютной ошибки	1324,33	1240,00	1319,63	1377,39	1284,10	2107,22	1853,91	1658,20	1598,90	1512,17
Отношение ст.откл.	0,31	0,31	0,32	0,33	0,32	0,57	0,50	0,48	0,46	0,40
Корреляция	0,95	0,95	0,95	0,94	0,95	0,82	0,87	0,88	0,89	0,92

Рисунок 4.16 – Таблица ошибок регрессии выходного ряда и ряда, построенного обраною мережею

Проаналізувавши значення помилок, можна помітити, що для всіх обраних програмою мереж ці показники досить малі, це говорить про вдалий вибір моделей. Щоб оцінити адекватність побудованих моделей, побудуємо графік залежності величини помилки від кількості

спостережень, гістограми частот залишків моделей, а також графік залежності значень передбаченого ряду (ряду, побудованого за допомогою обраної мережі) від значень вихідного (рис. 4.17- 4.19).

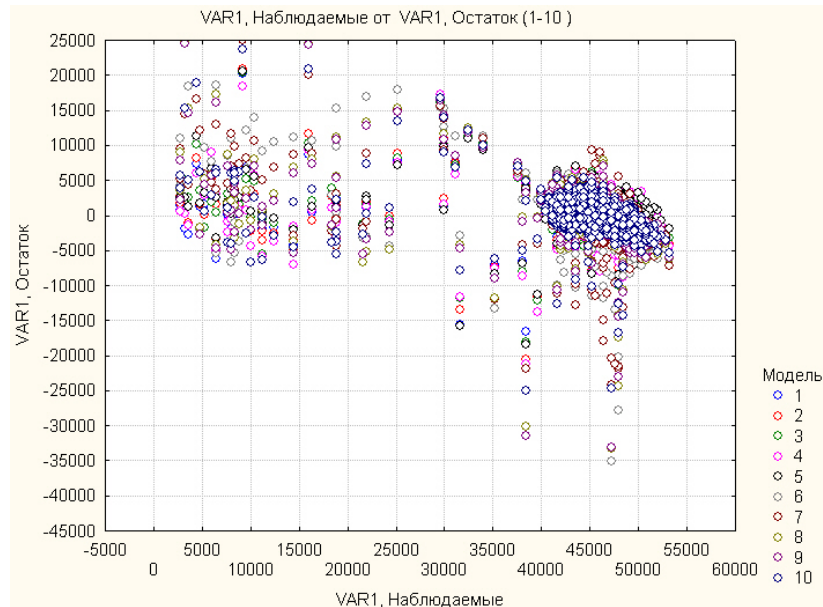


Рисунок 4.17 – Діаграма розсіювання помилок

Збільшення розмаху помилок з номером спостереження говорить про порушення припущення про те, що дисперсія помилки є випадковою величиною, але оскільки це збільшення незначне (і відбувається в основному через викиди), вважаємо, що дисперсія постійна.

Крім діаграми розсіювання, для аналізу залишків застосуємо також метод побудови гістограм частот для десяти моделей (рис. 4.18).

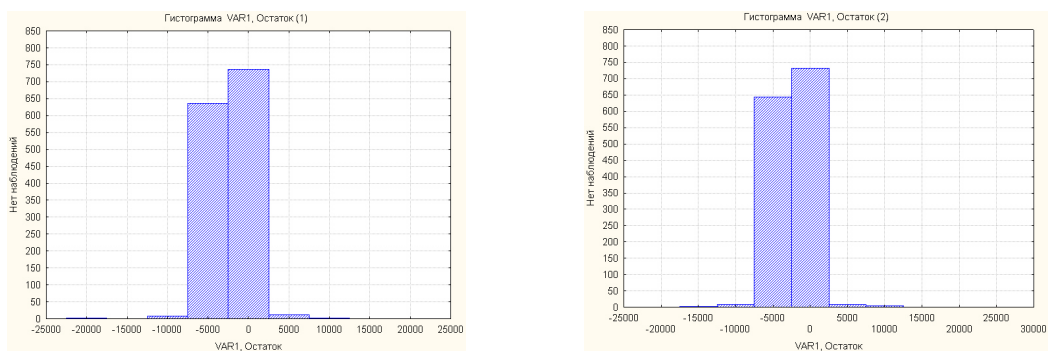


Рисунок 4.18 – Гістограми частот залишків десяти моделей нейронних мереж



Рисунок 4.18 (продовження) – Гістограми частот залишків десяти моделей нейронних мереж

Гістограми є дуже асиметричними, що суперечить стандартним припущенням про нормальність залишків, найбільш підходящою моделлю нейронної мережі для заданого ряду є модель № 3.

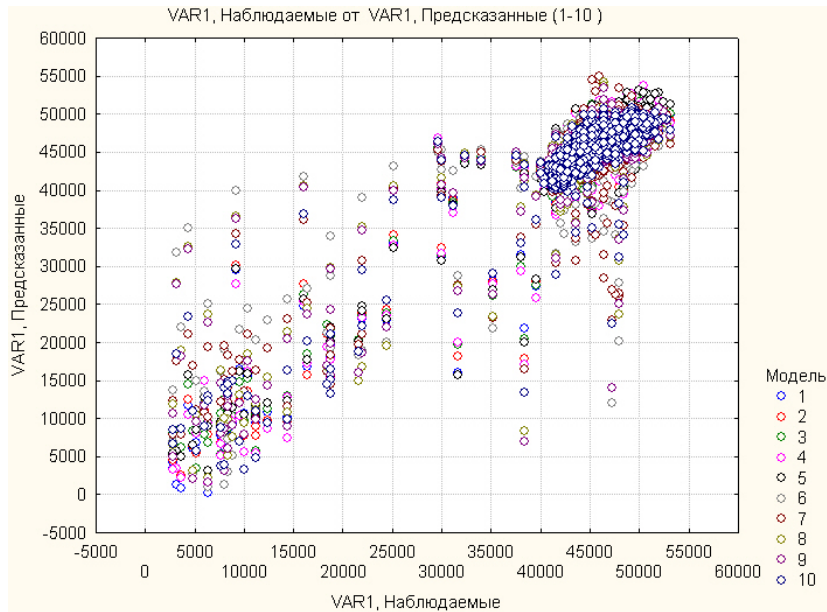


Рисунок 4.19 – Діаграма розсіювання передбачених значень в залежності від значень вихідного ряду

Отримана діаграма (рис. 4.19) вказує на найбільш задовільне наближення вихідного ряду однією з десяти розглянутих мереж. Діаграма розсіювання прогнозованих значень мережі № 3, як найбільш відповідної, показана на рис. 4.20.

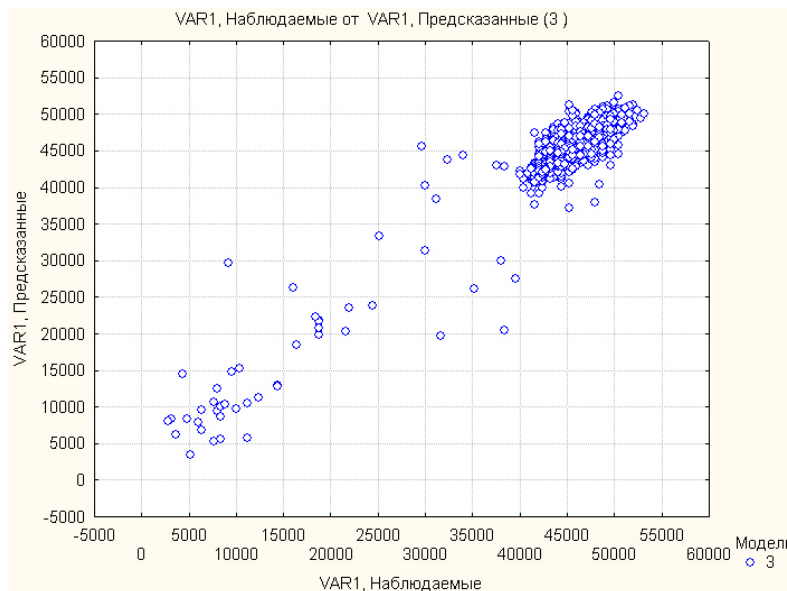


Рисунок 4.20 – Діаграма розсіювання передбачених значень моделі №3 в залежності від значень вихідного ряду

Рівні активації елементів мережі № 3 в будь-який момент часу відображені рис. 4.21.

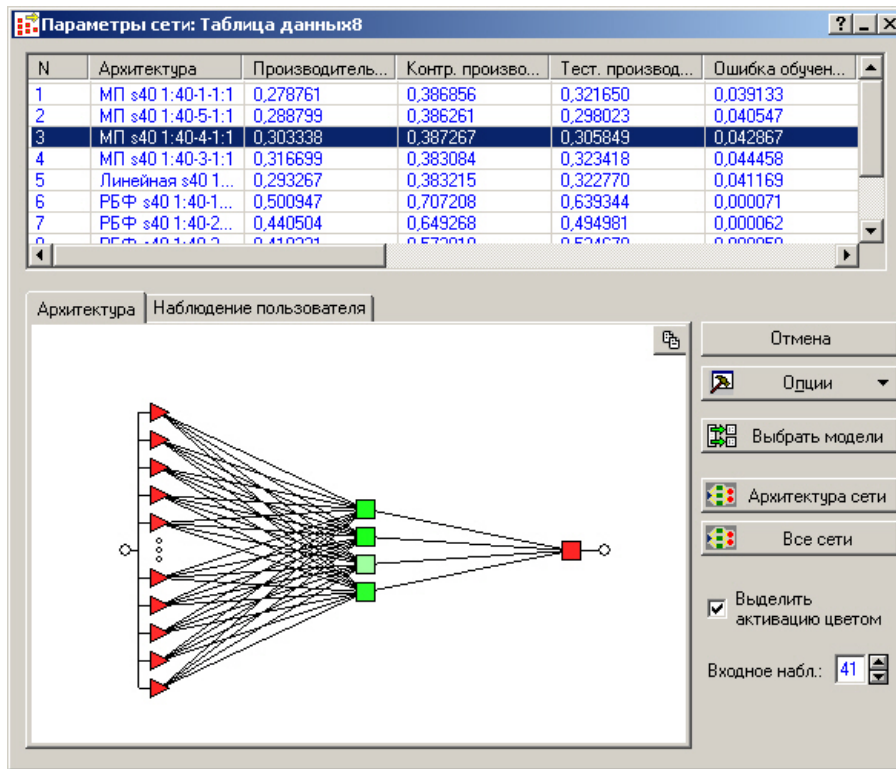


Рисунок 4.21 – Вкладка «Архітектура мережі», вибрана модель № 3

Використовуючи вибрану мережу (модель № 3 – архітектура багатоварового персеプトна), виконаємо прогноз півгодинного споживання електроенергії промисловим підприємством на останній день місяця (рис. 4.22).

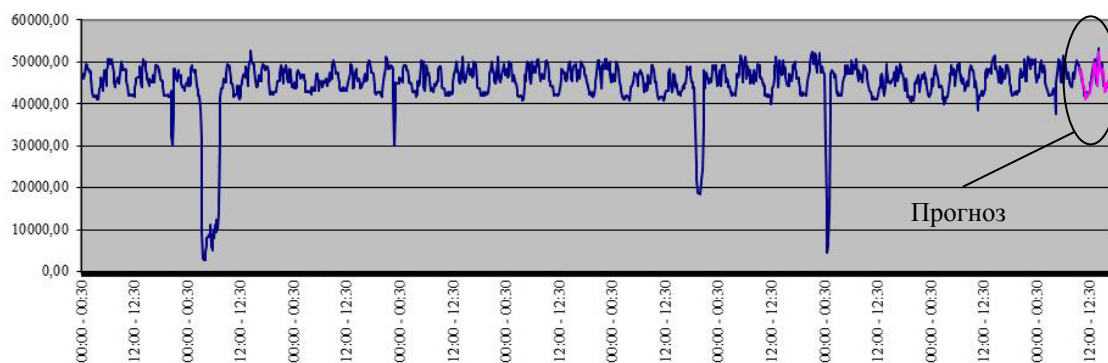


Рисунок 4.22 – Прогноз півгодинного споживання електроенергії промисловим підприємством, виконаний за допомогою нейронної мережі

Якість прогнозування розробленої нейромережевої структури оцінено показником відсоткової похибки MAPE (4.1), яка становить 2,5 %.

4.2 Прогнозування електричних навантажень за допомогою ARIMA

Використовуючи вихідні дані, виконаємо прогноз електричних навантажень за допомогою інтегрованої моделі авторегресії ковзного середнього ARIMA. Прогнозування виконаємо у програмі STATISTICA. Вхідні дані подані у вигляді таблиці (рис. 4.23). Вигляд діалогових вікон програми STATISTICA Neural Networks подано на рис. 4.24.

		Прогнозы; Модель:(0,1,1)(0,1,1) Сезонный лаг: 24 Исход.:VAR1 Начало исходных: 1 Конец исходн.: 1488			
Набл. N	Прогноз				
1489	46285,14				
1490	45886,13				
1491	46285,14				
1492	45487,12				
1493	43891,08				
1494	43891,08				
1495	42295,04				
1496	42295,04				
1497	41896,03				
1498	42295,04				
1499	42295,04				
1500	42295,04				
1501	42295,04				
1502	42295,04				
1503	41896,03				
1504	41896,03				
1505	43891,08				
1506	45886,13				
1507	47083,16				
1508	47482,17				
1509	47083,16				
1510	50275,23				
1511	46684,15				
1512	47083,16				
1513	45886,13				
1514	45490,56				

Рисунок 4.23 – Вхідні дані

Побудуємо графік вихідного ряду (рис. 4.25). Для ідентифікації АРПСС (модель авторегресії та ковзного середнього) візьмемо відповідні різниці ряду і розглянемо відповідні автокореляційні та часткові автокореляційні функції. З графіка видно, що амплітуда коливань ряду

збільшується в залежності від часу доби (тобто є мультиплікативна сезонність), яка може змістити оцінки автокореляції.

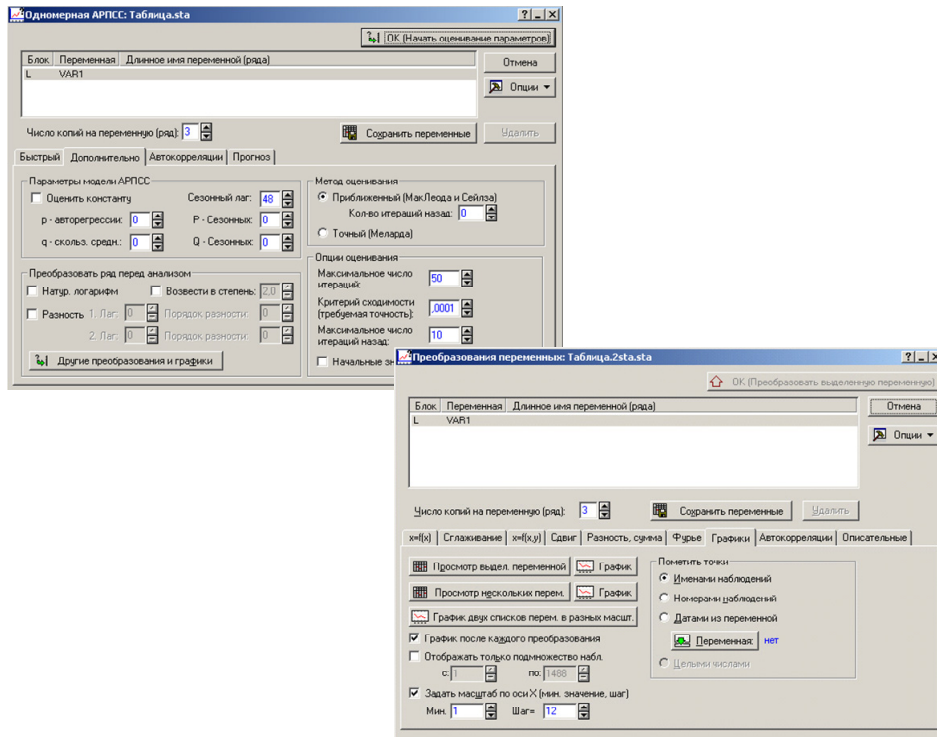


Рисунок 4.24 – Діалогові вікна програми STATISTICA Neural Networks

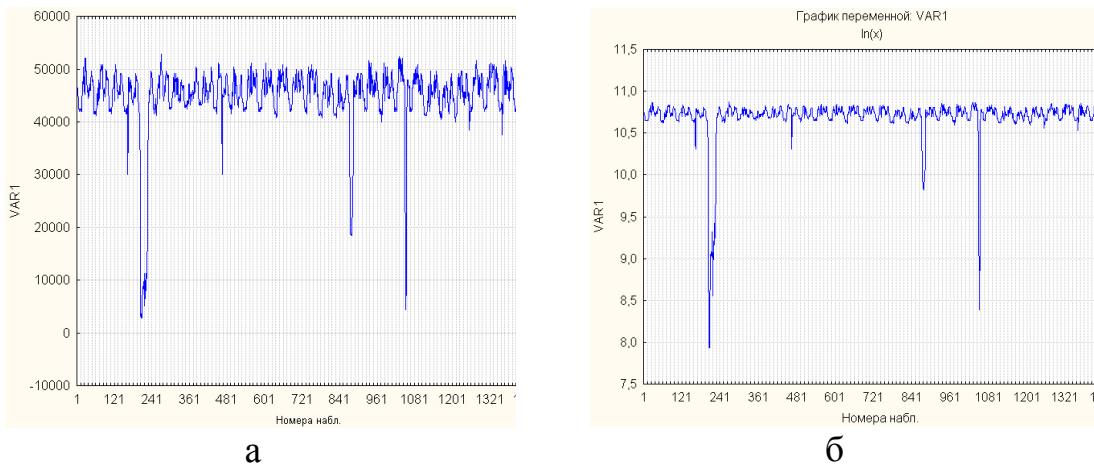


Рисунок 4.25 – Графік вихідного ряду до (а) та після (б) логарифмічного перетворення

З графіка видно, що мета перетворення досягнута, амплітуда коливань стала більш стабільною і ряд готовий до подальшого дослідження. Далі побудуємо таблицю результатів з автокореляції і графік автокореляційної функції (рис. 4.26).

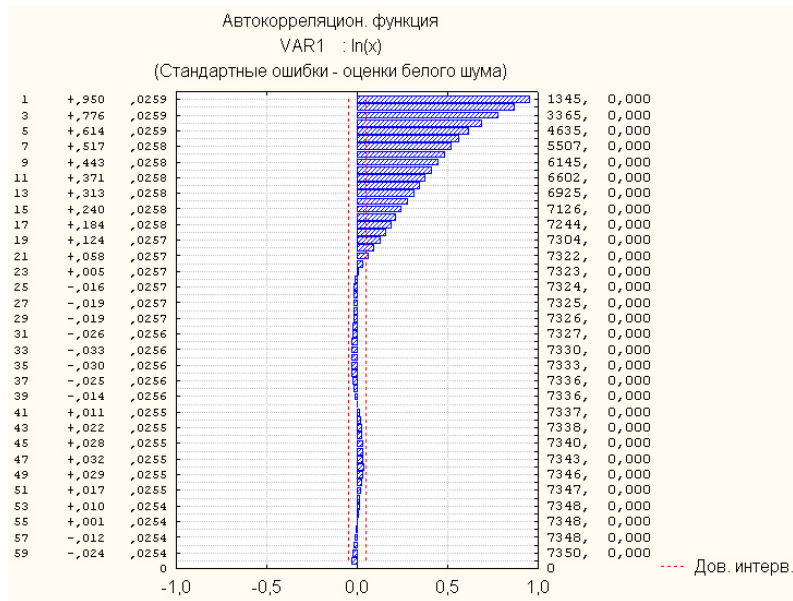


Рисунок 4.26 – Результати з автокореляції і графік автокореляційної функції вихідного ряду

Графік показує періодичну залежність. Для видалення періодичної залежності візьмемо різницю ряду з лагом 1 (рис. 4.27).

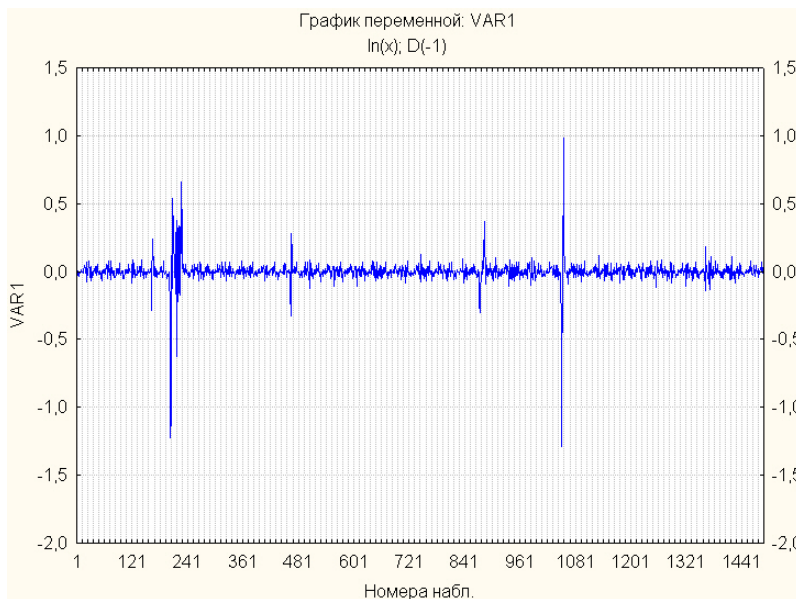


Рисунок 4.27 – Видалення періодичної залежності $D(-1)$

Знову побудуємо таблицю результатів з автокореляції і графік автокореляційної функції (рис. 4.28). Видно, що після взяття різниці зникла кореляція не тільки на лагу 1, але також на більшості інших лагів (автокореляції для послідовних лагів взаємозалежні).

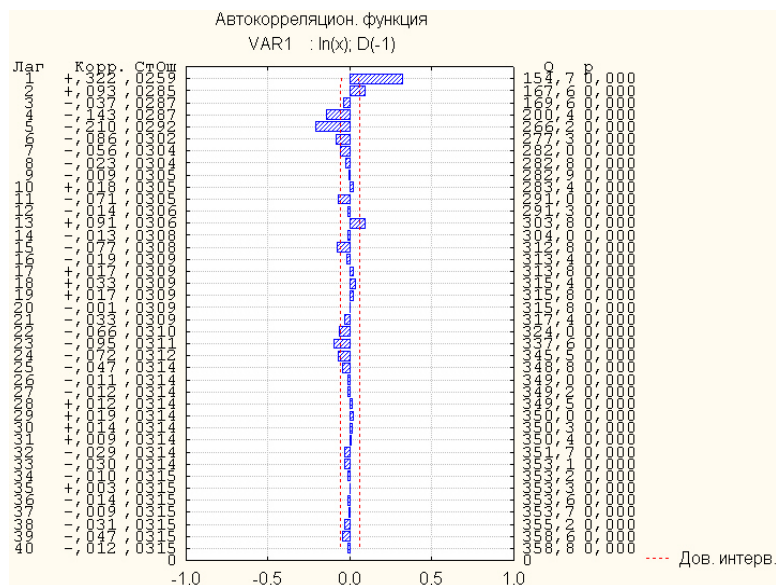


Рисунок 4.28 – Результати з автокореляції і графік автокореляційної функції $D(-1)$

Є також виразна сезонна залежність на лагах, кратних 48 (рис. 4.29).

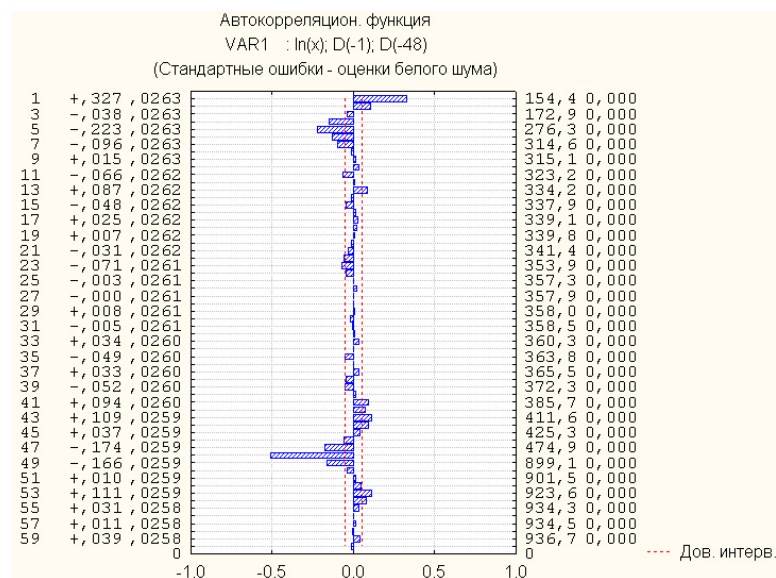


Рисунок 4.29 – Результати з автокореляції і графік автокореляційної функції $D(-48)$

Тепер побудуємо графік приватної автокореляції (рис. 4.30). В цілому корелограма виглядає добре, і ряд готовий для аналізу за допомогою АРПСС. Грунтуючись на розвідувальному аналізі (тобто ідентифікації АРПСС), приходимо до висновку, що сезонна АРПСС (з лагом 48) і несезонна модель (з лагом 1) добре підходять до перетвореного ряду. Далі будуть оцінюватись два параметри ковзного середнього моделі АРПСС: один сезонний (Q_s) і один несезонний (q).

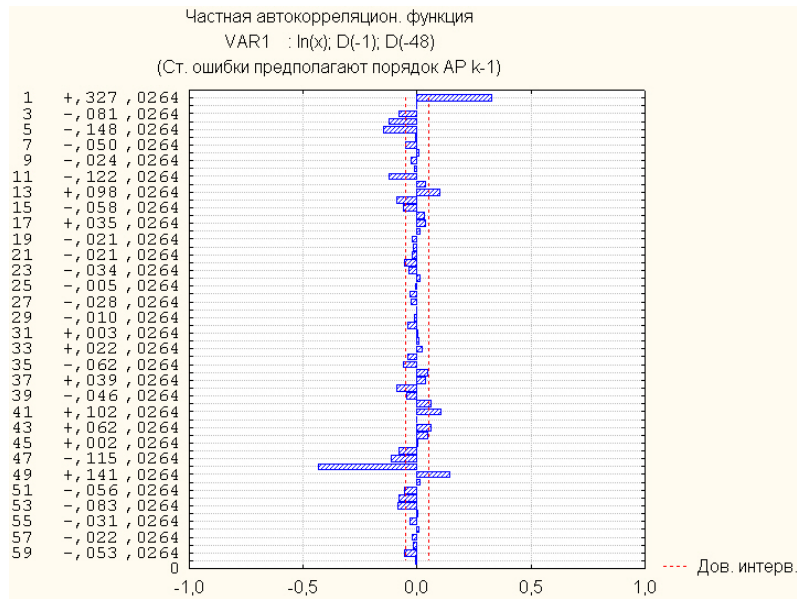


Рисунок 4.30 – Результати приватної автокореляційної функції

Раніше було виконано логарифмічне перетворення даних і два типи різниці (несезонний і сезонний) були взяті. Всі ці перетворення вже виконані і результати переглянуті. Перетворений ряд можна тепер безпосередньо використовувати в АРПСС. Необхідно задати параметри моделі АРПСС (рис. 4.31).

Діалогове вікно програми STATISTICA Neural Networks з результатами АРПСС подано на рис. 4.32.

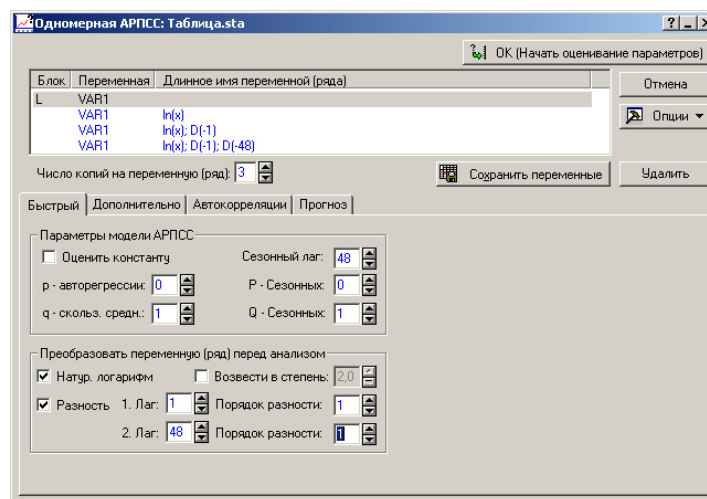


Рисунок 4.31 – Діалогове вікно програми STATISTICA

Neural Networks з заданими параметрами моделі АРПСС

Далі відбувається оцінювання параметрів моделі. Параметри АРПСС оцінюються максимізацією функції правдоподібності. Доступні два методи максимізації функції правдоподібності: наближений

(МакЛеода і Сейлза) і точний (Меларда). Обираємо точний метод (Меларда).

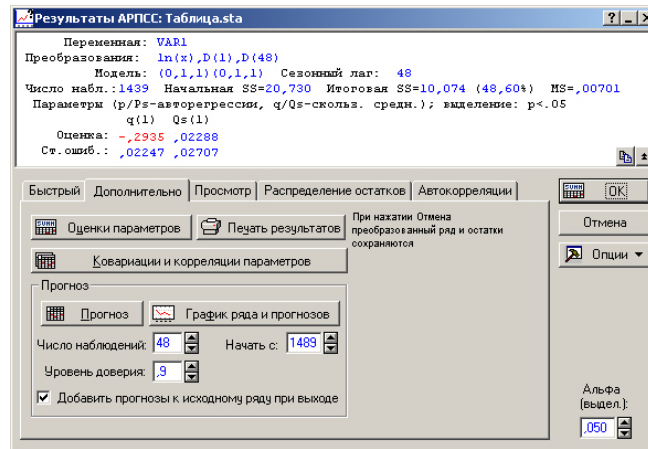


Рисунок 4.32 – Діалогове вікно програми STATISTICA Neural Networks з результатами АРПС

Параметри прогнозу. За замовчуванням, програма обчислює прогнози для одного повного сезонного циклу, починаючи з останнього спостереження. Таблиця результатів містить прогнози та їх довірчі інтервали (рис. 4.33).

Набл. N	Прогноз	Нижний 90,0000%	Верхний 90,0000%
1489	47290,67	41202,59	54278,3
1490	46882,99	37438,61	58709,8
1491	47290,67	35501,73	62994,3
1492	46475,31	33186,47	65124,6
1493	44844,60	30625,71	65665,0
1494	44844,60	29442,25	68304,5
1495	43213,88	27367,81	68234,9
1496	43213,88	26469,31	70551,1
1497	42806,21	25412,93	72103,9
1498	43213,88	24909,71	74968,3
1499	43213,88	24222,40	77095,6
1500	43213,88	23584,49	79180,9
1501	43213,88	22989,28	81230,9
1502	43213,88	22431,42	83251,1
1503	42806,21	21699,87	84441,6
1504	42806,21	21209,02	86395,8
1505	44844,60	21732,07	92537,8
1506	46882,99	22236,64	98846,5
1507	48106,02	22344,87	103566,9
1508	48513,70	22080,46	106591,0
1509	48106,02	21465,01	107812,2
1510	51367,45	22480,93	117371,2
1511	47698,34	20484,09	111068,3
1512	48106,02	20280,54	114108,8
1513	46882,99	19410,23	113240,0
1514	46067,63	18737,21	113262,7

Рисунок 4.33 – Результати прогнозу та їх довірчі інтервали

Результати можна представити у вигляді графіків (рис. 4.34–4.35). Переглядаючи графік, видно, що побудована АРПСС досить точно прогнозує ряд.

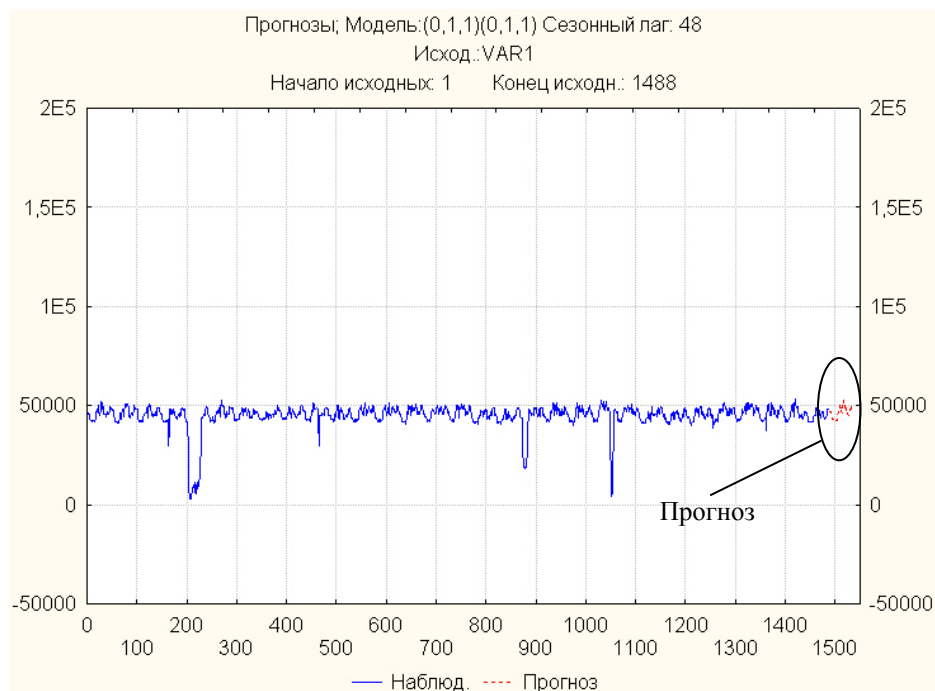


Рисунок 4.34 – Графік прогнозу

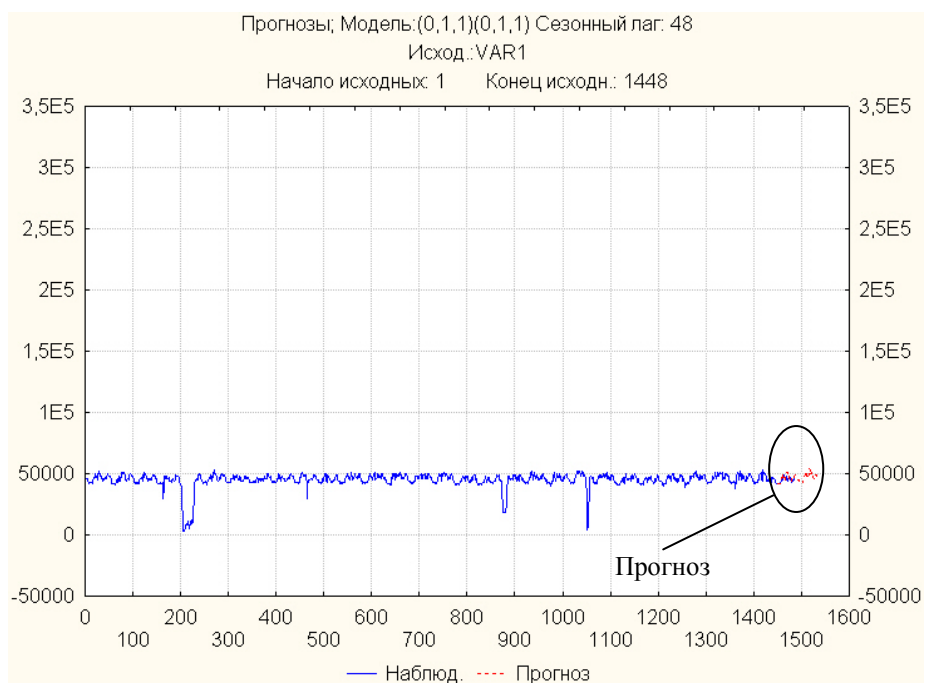


Рисунок 4.35 – Ретроспективний графік прогнозу

Загалом, модель адекватно підходить до даних, виконаний прогноз досить точний, похибка моделі в межах 5 %.

4.3 Економічна оцінка ефективності оперативного прогнозування електричних навантажень

Оперативне прогнозування електроспоживання промислових підприємств має важливе значення в умовах розвитку *Smart Grid*-технологій. Насамперед, необхідне воно для того, щоб оптимізувати графіки вироблення електроенергії, за рахунок прогнозування електроспоживання. У випадку, коли неможливо підтримувати баланс шляхом генерування електроенергії, можлива зміна графіків електричних навантажень підприємств-регуляторів. Таким чином забезпечується гнучкий двосторонній зв'язок потоків електроенергії і інформації між енергооб'єктами. Запропонований метод оперативного прогнозування електричних навантажень дозволяє підприємству стати споживачем-регулятором навантаження, тобто таким споживачем електричної енергії (потужності), в договорі з яким передбачений порядок зниження або збільшення обсягу електроспоживання на вимогу системного оператора для регулювання графіка навантаження енергосистеми. Це можливо за рахунок оперативного прогнозування електроспоживання і передбачення ліміту навантаження.

Оперативне прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання з використанням їх фрактальних властивостей має такі:

- функціональні можливості:
 - аналіз споживання електроенергії;
 - прогнозування споживання електроенергії з врахуванням фрактальності ряду;
- переваги:
 - унікальний алгоритм аналізу та прогнозування;
 - постійний моніторинг електроспоживання;
 - автоматизація обліку, зберігання, аналітичної обробки і представлення даних з електроспоживання;
 - висока точність прогнозу та швидкість роботи;
 - простота і зручність використання;
 - сегмент *Smart Grid*-технологій;
- особливості:
 - результати виводяться у вигляді таблиць і графіків;
 - формування бази даних споживання електроенергії, що постійно аналізується і оновлюється;
 - прогнозування з врахуванням прихованих закономірностей;

- адаптація під конкретне підприємство;
- економічний ефект:
 - підвищення точності прогнозування електроспоживання підприємства;
 - скорочення електроспоживання підприємства та економія коштів, що направлені на оплату за спожиту електроенергію;
 - дотримання лімітів споживання електроенергії, що встановлені енергопостачальною організацією та фінансовими можливостями підприємства;
 - основні етапи:
 - імпорт і первинна обробка отриманих даних з електроспоживання;
 - поглиблений аналіз і аналітична інтерпретація даних;
 - фрактальний аналіз даних;
 - прогнозування електроспоживання на основі наявних даних (за допомогою нейронних мереж);
 - аналіз якості прогнозування електроспоживання підприємства.

Для промислових підприємств, в умовах стабільного зростання рівня цін на електроенергію все більш актуальною стає задача оптимізації витрат на купівлю електроенергії, яка є значною часткою в собівартості продукції. Висока точність оперативного погодинного прогнозування електроспоживання є необхідною умовою нормальної роботи підприємства. У випадку, коли від точності прогнозування залежить фінансове становище підприємства, особливий інтерес представляє економічна оцінка ефективності прогнозування електроспоживання. Неточне прогнозування планового погодинного споживання електроенергії призводить до невідповідності планового споживання фактичному.

Проведено економічну оцінку ефективності оперативного прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання з використанням їх фрактальних властивостей (рис. 4.36).

Витрати B неточного прогнозування визначаються сумою відповідних витрат кожної години (півгодини):

$$B = \sum_{i=1}^n b_i. \quad (4.2)$$

Витрати b_i відповідної години (півгодини) визначаються за формулою

$$b_i = |W_{\phi i} - W_{\pi i}| \cdot C_i, \quad (4.3)$$

де $W_{\phi i}$ – фактичне електроспоживання i -ї години (кВт·год); $W_{\pi i}$ – прогнозоване електроспоживання i -ї години (кВт·год); C_i – ціна i -ї години (грн/кВт·год).

Графік залежності щоденних витрат, викликаних неточним прогнозуванням електроспоживання, від величини похибки прогнозування наведено на рис. 4.36.

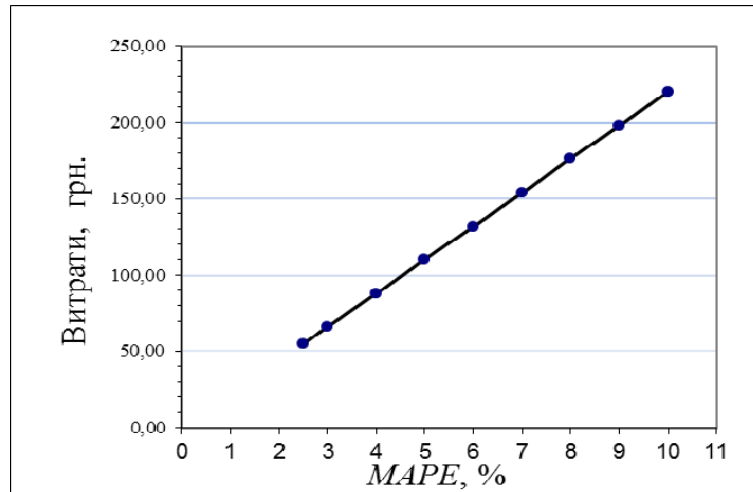


Рисунок 4.36 – Графік залежності щоденних витрат, викликаних неточним прогнозуванням електроспоживання, від величини похибки прогнозування

Залежність щоденних витрат, викликаних неточним прогнозуванням електроспоживання, від величини похибки прогнозування MAPE наведено в табл. 4.1.

Таблиця 4.1 – Залежність щоденних витрат, викликаних неточним прогнозуванням електроспоживання, від величини похибки прогнозування MAPE

MAPE, %	2,5	3	4	5	6	7	8	9	10
Витрати, грн	55,00	66,00	88,00	110,00	132,00	154,00	176,00	198,00	220,00

Як видно з табл. 4.1, зниження похибки прогнозування MAPE на 1 % (наприклад, з 4 % до 3 %) дає економію при середньомісячному електроспоживанні підприємства близько 55000 кВт·год, що складає понад 680 грн на місяць і 8200 грн у рік. Розроблений метод оперативного прогнозування електричних навантажень дозволяє знизити витрати підприємства на оплату електроенергії за рахунок коректного формування договірних величин споживання електроенергії.

4.4 Висновки до розділу 4

У розділі були запропоновано розв'язання таких задач:

1. Виконано прогнозування електричних навантажень за допомогою штучних нейронних мереж. Якість прогнозування розробленої нейромережевої структури оцінено показником відсоткової похибки MAPE, яка лежить в межах 2,5 %.

2. Для порівняння виконано прогноз електричних навантажень за допомогою ARIMA. Моделі авторегресії і ковзного середнього можуть врахувати фрактальну природу часових рядів споживання електроенергії з наявною короткотерміноюю і довготерміноюю пам'яттю. Як наголошувалось раніше, для графіків електричних навантажень, що містять трендову і періодичну компоненти, необхідно застосовувати не тільки процедуру взяття першої різниці, але й різниці з лагом, що дорівнює періоду, і після цього вилучити авторегресійну складову. Отриманий прогноз також задовільний.

3. Розроблено рекомендації щодо практичного застосування запропонованих математичних моделей та методу оперативного прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання з використанням штучних нейронних мереж.

4. Проведено економічну оцінку ефективності оперативного прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання з використанням їх фрактальних властивостей. Зниження похибки прогнозування MAPE на 1 % дає економію при середньомісячному електроспоживанні підприємства близько 55000 кВт·год понад 680 грн на місяць і 8200 грн у рік. Розроблений метод оперативного прогнозування електричних навантажень дозволяє знизити витрати підприємства на оплату електроенергії за рахунок коректного формування довірних величин споживання електроенергії.

ВИСНОВКИ

У роботі наведено нове розв'язання актуальної науково-прикладної задачі підвищення ефективності керування електроспоживанням за рахунок розроблення методу і моделей оперативного прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання з використанням їх фрактальних властивостей. Проведені наукові дослідження дозволили отримати такі основні результати та висновки.

Внаслідок наявності випадкової складової, природного росту навантаження, нескоординованих дій споживачів, виникає ситуація, коли часовий ряд електроспоживання має суттєво стохастичну компоненту. Для вивчення таких процесів, як споживання електроенергії, може бути використаний базовий інструмент фрактального аналізу часових рядів – R/S -аналіз, що запропонований Херстом. Він дозволяє виявити і чисельно оцінити фундаментальні характеристики часових рядів: наявність довготермінової пам'яті, її глибину, трендостійкість, хаотичність або стохастичність аналізованого процесу.

Аналіз графіків електричних навантажень (ГЕН) показав наявність фрактальних властивостей у ГЕН та показав наявність короткотермінової і довготермінової пам'яті, що дозволяє для математичного моделювання та прогнозування використовувати фрактальний аналіз, який встановлює залежність майбутніх значень ГЕН від їх минулих змін чи «початкових умов». ГЕН є самоподібними, а часовий інтервал, на якому простежується довготермінова залежність, лежить у діапазоні від тижня до року.

Розроблено метод для оперативного прогнозування електричного навантаження в реальному масштабі часу з врахуванням його фрактального характеру, що базується на нейромережевих технологіях і дозволяє більш точно, в порівнянні з існуючими методами, робити прогноз. Суттєвим моментом запропонованого підходу є наявність критичного значення показника Херста чи фрактальної розмірності ГЕН, при наближенні до якого система втрачає стійкість та переходить у нестабільний стан, і параметри швидко або зростають, або зменшуються, в залежності від тенденції, що має місце сьогодні. Запропоновано відповідну архітектуру нейронної мережі, що функціонує паралельно контрольованому електроспоживанню, яка при виявленні критичного значення показник Херста чи фрактальної розмірності виконує оперативний прогноз електричного навантаження в реальному масштабі часу.

Вдосконалено математичну модель для опису характеристик графіків навантажень як випадкового процесу, який характеризується на-

бором числових характеристик, та запропоновано класифікацію сценаріїв поведінки електричних навантажень систем електроспоживання, які базуються на виділенні стохастичної складової із динамічного ряду електроспоживання, що дозволяє здійснювати оперативне прогнозування електричних навантажень.

Запропоновані в роботі метод та алгоритм оцінювання і оперативного прогнозування електричних навантажень промислових підприємств з врахуванням його фрактального характеру, що базуються на нейромережевих технологіях, практично реалізовані у вигляді програмно-апаратного комплексу для автоматизації процесу оперативного прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання, що дозволяє підвищити точність та швидкодію, а також виявити критичні режими електроспоживання та знизити рівень ризику аварійних вимкнень.

Виконано прогнозування електричних навантажень за допомогою штучних нейронних мереж. Точність прогнозування розробленої нейромережевої структури оцінено показником відсоткової похибки $MARE$, яка лежить в межах 2,5 %. Для порівняння виконано прогноз електричних навантажень за допомогою $ARIMA$. Моделі авторегресії і ковзного середнього можуть врахувати фрактальну природу часових рядів споживання електроенергії з наявною короткотерміною і довготерміною пам'яттю. Отриманий прогноз також задовільний (в межах 5 %).

Надано рекомендації з практичного застосування запропонованого у роботі методу, а також проведено економічну оцінювання ефективності оперативного прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання.

ЛІТЕРАТУРА

1. Авата Х. Модель среднесрочного прогнозирования спроса на электроэнергию / Х. Авата, Ц. Хаттори, Н. Сакураи // Дэнреку кэй дзай кэнкю. – 1985. – № 18. – С. 17–40.
2. Авраменко В. М. Програмні засоби для автоматизації оперативного диспетчерського керування енергосистем / В. М. Авраменко, В. Л. Прихно, П. О. Черненко // Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія. – 2005. – № 3. – С 21–26.
3. Акофф Р. О целеустремленных системах / Р. Акофф, Э. Эмери ; пер. с англ. – М. : Советское радио, 1974. – 272 с.
4. Алимов Ю. И. Альтернативы методу математической статистики. / Ю. И. Алимов. – М. : Знание, 1980. – 64 с.
5. Алиев Р. А. Управление производством при нечеткой исходной информации / Р. А. Алиев, А. Э. Церковный, Г. А. Мамедова. – М., 1991. – 240 с.
6. Андерсон Т. Статистический анализ временных рядов / Т. Андерсон. – М. : Мир, 1976. – 755 с.
7. Афанасьев В. И. Математическая теория конструирования систем управления / В. И. Афанасьев, В. Б. Колмановский, В. Р. Носов. – М. : Высшая школа, 1998. – 574 с.
8. Безденежных А. Г. Статистическое прогнозирование максимумов загрузки и электропотребления энергетических систем и промышленных предприятий / А. Г. Безденежных, А. М. Тихонов // Электроснабжение и автоматизирование электрически-приводных промышленных предприятий. – 1984. – С. 3–8.
9. Беляев Л. С. Применимость вероятностных методов в энергетических расчетах / Л. С. Беляев, Л. А. Крумм // Изв. АН СССР Энергетика и транспорт, 1983. – № 2. – С. 3–11.
10. Бэнн Д. В. Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки / Д. В. Бэнн, Е. Д. Фармер. – М. : Энергоатомиздат, 1987. – 200 с.
11. Бендат Дж. Измерение и анализ случайных процессов / Дж. Бендат, А. Пирсол. – М. : Мир, 1974. – 474 с.
12. Богданов В. Л. Влияние температуры и освещенности на потребление активной мощности / В. Л. Богданов, В. М. Бордюгов // Электрические станции. – 1983. – № 7. – С. 55–57.
13. Богуславский И. А. Прикладные задачи фильтрации и управления / И. А. Богуславский. – М. : Наука, 1983. – 400 с.
14. Бокс Д. Анализ временных рядов. Прогноз и управление / Д. Бокс, Г. Дженкинс. – М.: Мир. – Вып. 1. – 1974. – 406 с.

15. Большев Л. Н. Таблицы математической статистики / Л. Н. Большев, Н. В. Смирнов. – М. : Наука. Главная редакция физико-математической литературы, 1983. – 416 с.
16. Бриллинджер Д. Временные ряды. Обработка данных и теория / Д. Бриллинджер ; под ред. А. Н. Колмогорова ; пер. с англ. А. В. Булинского, И. Г. Журбенко. – М. : Мир, 1980. – 536 с.
17. Бурбело М. Й. Проектування систем електропостачання. Приклади розрахунків : навч. посіб. для студ. вищ. навч. закл. / М. Й. Бурбело; Вінниц. нац. техн. ун-т. – 2-е вид., перероб. і доповн. – Вінниця : УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2005. – 147 с.
18. Бурбело М. Й. Розрахунки в системах електропостачання : навч. посіб. з дисципліни «Електропостачання» для студ. електротехн. спец. / М. Й. Бурбело; Вінниц. держ. техн. ун-т. – Вінниця, 2001. – 140 с.
19. Бурбело М. Й. Алгоритм цифрової обробки інформації системи керування симетрувальним трансформатором / М. Й. Бурбело, О. В. Бабенко // Вісник Вінницького політехнічного інституту, 2006. – № 6. – С. 147–151.
20. Вадзинський Р. Статистические вычисления в среде Excel / Р. Вадзинский. – СПб. : Питер, 2008. – 608 с.
21. Вентцель Е. С. Теория вероятностей / Е. С. Вентцель. – М. : Наука, 1964. – 576 с.
22. Вентцель Е. С. Теория случайных процессов и ее инженерные приложения / Е. С. Вентцель, Л. А. Овчаров. – М. : Высшая школа, 2000. – 383 с.
23. Веников В. А. Теория подобия и моделирования (применительно к задачам электроэнергетики): учебник для вузов / В. А. Веников, Г. В. Веников. – М.: Высшая школа, 1976. – 479 с.
24. Вороновский Г. К. Опыт синтеза и использования математических моделей потребления электрической энергии в быту / Г. К. Вороновский, С. А. Сергеев, К. В. Махотило // Техн. Електродинаміка. Темат. вип. «Проблеми сучасної електродинаміки». – 2004. – Ч. 1. – С. 33–41.
25. Галушкин А. И. Теория нейронных сетей / А. И. Галушкин. – М. : ИПРЖР, 2000. – 416 с.
26. Гмурман В. Е. Теория вероятностей и математическая статистика / В. Е. Гмурман. – М. : Высшая школа, 2004. – 479 с.
27. Гордеев В. И. Управление электроуправление и его прогнозирование / В. И. Гордеев, И. Е. Васильев, В. И. Щуцкий. – Ростов-на-Дону : Ростовский университет, 1991. – 104 с.
28. Гроп Д. Методы идентификации систем / Д. Гроп. – М. : Мир, 1979. – 304 с.

29. Гросс Дж. Краткосрочное прогнозирование нагрузки / Дж. Гросс, Ф. Д. Гальяна // ТИИЭР. Темат. Вип. «ЭВМ в управлении энергосистемами». – 1987. – Т. 75. – № 12. – С. 6–23.
30. Гурский С. К. Адаптивное прогнозирование временных рядов в электроэнергетике / С. К. Гурский. – Минск : Наука и техника, 1983. – 271 с.
31. Гурский С. К. Методы теории искусственного интеллекта в задачах оперативного прогнозирования недоступных для измерения режимных параметров / С. К. Гурский, С. В. Домников // Алгоритмы обработки данных в электроэнергетике. – Иркутск : СЭИ. – 1982. – С. 148–158.
32. Диллон Б. Инженерные методы обеспечения надежности систем / Б. Диллон, Ч. Сингх ; пер. с англ. – М. : Мир, 1984. – 318 с.
33. Дрейпер Н. Прикладной регрессионный анализ / Н. Дрейпер, Г. Смит ; пер. с англ. – М. : Изд. дом «Вильямс», 2007. – 912 с.
34. Жежеленко И. В. Методы вероятностного моделирования в расчетах характеристик электрических нагрузок потребителей / И. В. Жежеленко, Ю. Л. Саенко, В. П. Степанов. – М. : Энергоатомиздат, 1990. – 123 с.
35. Занг В. Б. Синергетическая кономика. Время и переменны в нелинейной экономической теории / В. Б. Занг ; пер. с англ. – М. : Мир, 1999. – 336 с.
36. Енциклопедія кібернетики / Під ред. В. М. Глушкова. – К. : Головна редакція Української Радянської Енциклопедії. 1973. – Т. 1. – 583 с.; Т. 2. – 573 с.
37. Ефременко Ф. В. Прогнозирование реализации электроэнергии по энергосистеме с использованием метода скользящей авторегрессии / Ф. В. Ефременко, С. С. Савенко, Г. И. Бровун // Изв. Вузов. Энергетика. – 1980. – № 1. – С. 83–88.
38. Ивахненко А. Г. Индуктивный метод самоорганизации моделей сложных систем / А. Г. Ивахненко. – К. : Наукова думка. – 1981. – 296 с.
39. Ивахненко А. Г. Моделирование сложных систем по экспериментальным данным / А. Г. Ивахненко, Ю. П. Юрачковский. – М. : Радио и связь. – 1987. – 120 с.
40. Кветний Р. Н. Інтерполяція самоподібними множинами : моногр. / Р. Н. Кветний, К. Ю. Кострова, І. В. Богач. – Вінниця: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2005. – 100 с.
41. Кендалл М. Дж. Временные ряды / М. Дж. Кендалл. – М. : Финансы и статистика, 1981. – 199 с.
42. Кириленко А. В. Двухуровневый программный комплекс для решения задач оперативного управления электроэнергетическими системами / А. В. Кириленко, В. Л. Прихно, П. А. Черненко // Те-

- хнічна електродинаміка. Темат. вип. «Проблеми сучасної електротехніки». – 2008. – Ч. 3. – С. 33–38.
43. Кнут Д. Искусство программирования, Т. 2. Получисленные методы. / Д. Кнут ; пер. с англ. – М. : Изд. дом «Вильямс», 2007. – 832 с.
44. Коенда Н. В. Морфометричні методи і моделі оцінки та зменшення нерівномірності навантажень систем електропостачання: автореф. дис. канд. техн. наук: 05.14.02 / Наталія Володимирівна Коенда ; Вінницький національний технічний ун-т. – Вінниця : ВНТУ, 2011. – 19 с.
45. Коенда Т. І. Моделі та методи управління навантаженням систем електропостачання в умовах нечіткості вихідної інформації: автореф. дис. канд. техн. наук: 05.14.02 / Тарас Іванович Коенда ; Вінницький національний технічний ун-т. – Вінниця : ВНТУ, 2005. – 19 с.
46. Левитин А. В. Алгоритмы: введение в разработку и анализ / А. В. Левитин ; пер. с англ. – М. : Изд. дом «Вильямс», 2006. – 576 с.
47. Левин М. С. Методы теории решений в задачах оптимизации систем электроснабжения / М. С. Левин, Т. Б. Лещинская. – М. : ВИ-ПКЭнерго, 1989. – 130 с.
48. Левуш А. И. Методика прогнозирования электропотребления групп точек поставки на оптовом рынке электроэнергии и мощности / А. И. Левуш, Г. М. Поляк // Электрические станции. – 2008. – № 8. – С. 33–40.
49. Лежнюк П. Д. Оцінка якості оптимального керування критеріальним методом: Моногр. / П. Д. Лежнюк, В. О. Комар. – Вінниця : УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2006. – 108 с.
50. Лежнюк П. Д. Оптимальне керування потоками потужності і напругою в неоднорідних електричних мережах : моногр. / П. Д. Лежнюк, В. В. Кулик. – Вінниця : УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2004. – 118 с.
51. Лежнюк П. Д. Аналіз чутливості оптимальних рішень у складних системах критеріальним методом : моногр. / П. Д. Лежнюк. – Вінниця : УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2003. – 131 с.
52. Лежнюк П. Д. Визначення і прогнозування екстремальних навантажень електротехнічних комплексів у умовах ризику та невизначеності / П. Д. Лежнюк, Ю. А. Шулле // Вісник Вінницького політехнічного інституту, 2011. – № 4. – С. 107–110.
53. Лежнюк П. Д. Оптимальне керування нормальними режимами електроенергетичних систем критеріальним методом з застосу-

- ванням нейронечіткого моделювання : моногр. / П. Д. Лежнюк, О. О. Рубаненко. – Вінниця : УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2012. – 136 с.
54. Лисогор В. М. Концептуальна модель управлінських рішень для виробничих процесів гірничих підприємств / В. М. Лисогор, Ю. А. Лисогор // Вісник Вісник Вінницького політехнічного інституту, 2007. – № 2. – С. 14–19.
55. Лисогор В. М. Математична модель контролю стану гірничого підприємства на основі концепції розпізнавання образів / В. М. Лисогор, Ю. А. Лисогор // Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія, 2006. – № 3. – С. 36–40.
56. Лисогор В. М. Моделі оцінки якості та надійності електропостачання гірничих підприємств / В. М. Лисогор, Ю. А. Лисогор // Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія, 2007. – № 1. – С. 52–56.
57. Лисогор В. М. Моделі систем електропостачання гірничих підприємств на основі сучасних географічних інформаційних технологій / В. М. Лисогор, Ю. А. Лисогор // Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія, 2007. – № 2. – С. 48–52.
58. Лисогор В. М. Математична модель оцінки визначення та прогнозування електричних навантажень гірничих підприємств на основі розпізнавання образів / В. М. Лисогор, Ю. А. Лисогор // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. – Хмельницький, 2004. – № 2. – С. 148–152.
59. Лисогор В. М. Основні компоненти структурної реалізації автоматизованої системи визначення та прогнозування електричних навантажень гірничих підприємств / В. М. Лисогор, Ю. А. Лисогор // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. – Хмельницький, 2005. – № 2. – С. 131–134.
60. Лисогор В. М. Байєсівська модель вимірювання та розпізнавання образів стану електричних навантажень промислових підприємств / В. М. Лисогор, Ю. А. Лисогор // Вісник Технологічного університету Поділля. Технічні науки. – Хмельницький. 2004. – № 2. – Ч. 1, Т. 1. – С. 131–134.
61. Лисогор В. М. Теоретичні засади по визначенню і прогнозуванню електричних навантажень промислових підприємств на основі теорії розпізнавання образів / В. М. Лисогор, Ю. А. Лисогор // Вісник Хмельницького національного університету. Технічні науки. – Хмельницький, 2005. – № 4. – Ч. 1, Т. 1. – С. 138–142.
62. Лисогор В. М. Моделювання електропостачання гірничих підприємств з використанням геоінформаційних технологій / В. М. Лисогор, Ю. А. Лисогор // Картографія та вища школа : збі-

- рник наукових праць. – К. : Інститут передових технологій, 2006. – Вип. 11. – С. 89–92.
63. Лисогор Ю. А. Оптимізаційні регресійні моделі оцінки визначення та прогнозування електричних навантажень гірничих підприємств: модульний підхід / Ю. А. Лисогор // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. – Хмельницький, 2007. – № 1. – С. 141–146.
64. Лисогор Ю. А. Удосконалення прогнозування електричних навантажень (на прикладі гірничих підприємств) / Ю. А. Лисогор // «Проблеми і перспективи енергозбереження комунального господарства і промислових підприємств»: тези наукового семінару. – Луцьк – Шацькі озера. – 2009. – С. 109–112.
65. Люгер Дж. Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем / Дж. Люгер ; пер. с англ. – М. : Изд. дом. «Вильямс», 2005. – 864 с.
66. Лукашин Ю. П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования / Ю. П. Лукашин. – М. : Статистика, 1979. – 251 с.
67. Льюнг Л. Идентификация систем. Теория для пользователя / Л. Льюнг. – М. : Наука, 1991. – 432 с.
68. Мак-Кинси Дж. Введение в теорию игр / Дж. Мак-Кинси ; пер. с англ. – М. : Наука, 1960. – 420 с.
69. Макоклюев Б. И. Информационная структура и программные средства обработки и хранения данных технологического оборудования и режимных параметров / Б. И. Макоклюев, А. В. Антонов, Р. Ф. Набиев // Электрические станции. – 2004. – № 6. – С. 45–52.
70. Макоклюев Б. И. Взаимосвязь точного прогнозирования и неравномерности графиков электропотребления / Б. И. Макоклюев, В. Ф. Еч // Электрические станции. – 2005. – № 5. – С. 49–54.
71. Манькина Л. А. Принципы формирования и прогнозирования суточных графиках по продолжительности загрузки энергосистемы с использованием статистических методов временных рядов / Л. А. Манькина // Изв. вузов. Энергетика. – 1985. – № 1. – С. 22–26.
72. Математика в понятиях, определениях и терминах / Под ред. Л. В. Сабина. – М. : Просвещение, 1978. – Ч. 1. – 319 с.; 1982. – Ч. 2. – 351 с.
73. Методики і програмні засоби для забезпечення автоматичного та диспетчерського керування електроенергетичними системами / [В. М. Авраменко, В. О. Крилов, В. Л. Прихно, П. О. Черненко] // ПР. Ін-ту електродинаміки НАНУ: ЗБ. Наук. пр.– 2010.– Вип. 26. – С. 31–38.

74. Методы робастного, нейро-нечеткого и адаптивного управления / Под ред. Н. Д. Егупова. – М. : Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2002. – 744 с.
75. Методы классической и современной теории автоматического управления : В 3-х томах. Т. 3. : Методы современной теории автоматического управления / Под ред. Н. Д. Егупова. – М. : Изд. МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2000. – 748 с.
76. Методы решения задач реального времени в электроэнергетике / [А. З. Гамм, Ю. Н. Кучеров и др.]. – Новосибирск : Наука, 1990. – 294 с.
77. Митропольский А. К. Техника статистических вычислений / А. К. Митропольский. – М. : Наука, 1971. – 576 с.
78. Мітюшкін Ю. І. Soft Computing: ідентифікація закономірностей нечіткими базами знань : моногр. / Ю. І. Мітюшкін, Б. І. Мокін, О. П. Ротштейн. – Вінниця : УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2002. – 145 с.
79. Моделювання електроенергетичних систем і нові програмні засоби для планування режимів та оперативного керування енергосистемами / [В. М. Авраменко, В. О. Крилов, В. Л. Прихно, П. О. Черненко] // Пр. Ін-ту електродинаміки НАНУ : зб. наук. пр. – 2009. – Вип. 23. – С. 27–32.
80. Мокін Б. І. Математичні методи ідентифікації електромеханічних процесів : навч. посіб. / Б. І. Мокін, В. Б. Мокін, О. Б. Мокін. – Вінниця : УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2005. – 300 с.
81. Мур Дж. Экономическое моделирование в Microsoft Excel / Дж. Мур, Л. Р. Уэдерфорд ; пер. с англ. – М. : Изд. дом «Вильямс», 2004. – 1024 с.
82. Муромцев Д. Ю. Энергосберегающее управление сложными объектами / Д. Ю. Муромцев, И. В. Тюрин // Промышленные АСУ и контролеры, 2005. – № 11. – С. 145–162.
83. Надтока И. И. Адаптивные модели прогнозирования нестационарных временных рядов электропотребления / И. И. Надтока, А. В. Седов // Изв. вузов. Электромеханика, 1994. – № 1–2. – С. 57–64.
84. Нейросетевая модель связанного потребления тепловой и электрической энергии крупным жилым массивом города / [Г. К. Вороновский, В. Б. Клепиков, М. В. Коваленко, К. В. Махотило] // Вестник Харьковского государственного политехнического университета. – 2000. – № 113. – С. 363–366.
85. Ноздренков В. С. Прогнозирование электрических нагрузок промышленных предприятий / В. С. Ноздренков, А. Ю. Хатунцев, И. В. Мошенский // «Вісник СумДУ. Серія Технічні науки», 2009. – № 2. – С. 135–139.

86. Оценивание состояния в электроэнергетике / [А. З. Гамм, Л. Н. Герасимов, Н. Н. Голуб и др.]. – М. : Наука, 1983. – 300 с.
87. Орнов В. Г. Задачи оперативного и автоматического управления энергосистемами / В. Г. Орнов, М. А. Рабинович. – М. : Энергоатомиздат, 1988. – 223 с.
88. Передбачення режимів навантаження електроенергетичних систем на основі технологій штучних нейронних мереж / [А. В. Данилюк, А. Ю. Майоров, Н. Б. Батюк, М. І. Михайляк] // Інформаційні технології і системи. – 2001. – Т. 4. – № 1. – С. 100–103.
89. Петерс Э. Фрактальный анализ финансовых рынков: применение теории хаоса в инвестициях и экономике / Э. Петерс. – М. : Интернет-трейдинг, 2004. – 304 с.
90. Петерс Э. Хаос и порядок на рынках капитала. Новый аналитический взгляд на циклы, цены и изменчивость рынка / Э. Петерс. – М. : Мир, 2000. – 334 с.
91. Подорожнюк А. А. Нейросетевые технологии в прогнозировании телекоммуникационного трафика / А. А. Подорожнюк // Системи обробки інформації, 2007, Вип. 4 (62). Харківський університет Повітряних Сил ім. І. Кожедуба. – С. 91–96.
92. Праховник А. В. Прогнозування електричних навантажень нейронних мереж / А. В. Праховник, В. А. Попов, Д. М. Федосенко // Технічна електродинаміка. Темат. вип. «Проблеми сучасної електротехніки». – 2004. – Ч. 4. – С. 24–27.
93. Прикладные нечеткие системы / [К. Асаи, Д. Ватада, С. Иваи и др.]. – М. : Мир, 1993. – 368 с.
94. Проблеми моделювання та керування режимами електроенергетичних систем / [В. М. Авраменко, В. О. Крилов, В. Л. Прихно, П. О. Черненко] // Технічна електродинаміка. – 2007. – № 3. – С. 64–71.
95. Прогнозирование электропотребления в энергосистеме с учетом температуры воздуха и освещенности / [А. В. Демура, И. И. Надтока, А. В. Седов и др.] // Электрика. – 2005. – № 3. – С. 18–24.
96. Развитие методов и программных средств моделирования сложных ЭЭС для задач АСДУ энергосистем / [В. Н. Авраменко, В. А. Крылов, В. Н. Прихно, П. А. Черненко] // Энергетика та електрифікація. – 2008. – № 7. – С. 54–69.
97. Разумный Ю. Т. Классификация графиков электрической нагрузки по группам электроприемников угольной шахты / Ю. Т. Разумный, А. В. Рухлов // Науковий вісник НГУ, 2009. – № 12. – С. 63–65.

98. Рогальський Б. С. Методи визначення і прогнозування електричних навантажень промислових підприємств : моногр. / Б. С. Рогальський. – Вінниця : ВДТУ, 1996. – 95 с.
99. Рогальський Б. С. Проблеми енергозбереження. Нормування і прогноз електроспоживання (на прикладі гірничих підприємств) : навч. посіб. / Б. С. Рогальський. – Вінниця : УНІВЕРСУМ-Вінниця, 1996. – 150 с.
100. Рогальський Б. С. удосконалення методів прогнозування електричних навантажень промислових підприємств на основі розпізнавання образів / Б. С. Рогальський, Ю. А. Лисогор // Вісник Вінницького політехнічного інституту, 2005. – № 2. – С. 56–68.
101. Рогальський Б. С. Моделі параметричної оцінки та прогнозування електричних навантажень гірничих підприємств: модульний підхід / Б. С. Рогальський, Ю. А. Лисогор // Вісник Вінницького політехнічного інституту, 2005. – № 3. – С. 58–66.
102. Рогальський Б. С. Моделі багатокритеріальної оцінки визначення та прогнозування електричних навантажень гірничих підприємств: модульний підхід / Б. С. Рогальський, Ю. А. Лисогор // Вісник Вінницького політехнічного інституту, 2005. – № 6. – С. 101–109.
103. Седов А. А. Системы контроля, распознавания и прогнозирования электропотребления: модели, методы, алгоритмы и средства / А. В. Седов, И. И. Надтока. – Ростов н/Д. : Изд. РГУ, 2002. – 320 с.
104. Современные методы идентификации систем / Под ред. П. Эйкоффа – М. : Мир, 1983. – 400 с.
105. Тимченко В. Ф. Колебание нагрузки и обменной мощности энергосистем / В. Ф. Тимченко. – М. : Энергия, 1975. – 208 с.
106. Ту Дж. Принципы распознавания образов / Дж. Ту, Р. Гонсалес ; пер. с англ. – М. : Мир, 1978. – 412 с.
107. Тутубалин В. Н. Теория вероятностей и случайных процес сов : учеб. пособ. / В. Н. Тутубалин. – М. : Изд. МГУ, 1992. – 400 с.
108. Уолленберг Б. Ф. Искусственный интеллект в управлении энергосистемами / Б. Ф. Уолленберг, Т. Сакагути // ТИИЭР. – Т. 75. – № 12. – 1987. – С. 150–158.
109. Федер Е. Фракталы / Е. Федер ; пер. с англ. – М. : Мир, 1991. – 254 с.
110. Федоров А. А. Основы электроснабжения промышленных предприятий : учебник / А. А. Федоров, В. В. Каменева. – М. : Энергия, 1979. – 408 с.
111. Федоров А. А. Электроснабжения промышленных предприятий : учебник / А. А. Федоров, Э. М. Ристхейн. – М. : Энергия, 1981. – 360 с.

112. Фор А. Восприятие и распознавание образов / А. Фор ; пер. с англ. – М. : Машиностроение, 1989. – 272 с.
113. Формирование ведомственной системы сбора метеоданных в условиях эффективного оптового рынка электроэнергии / [Н. Н. Титов, М. С. Доценко, С. И. Доценко и др.] // Праці ІЕД НАНУ – К., 2009. – Спец. випуск. – С. 41–48.
114. Хайкин С. Нейронные сети / С. Хайкин. – М. : Изд. Дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
115. Ханк Д. Э. Бизнес-прогнозирование / Д. Э. Ханк, Д. У. Уичерн, А. Дж. Райтс ; пер. с англ. – М. : Изд. дом «Вильямс», 2003. – 656 с.
116. Цыпкин Я. З. Основы информационной теории идентификации / Я. З. Цыпкин. – М. : Наука, 1984. – 320 с.
117. Черненко П. А. Прогнозирование электрических нагрузок с учетом регулирования электропотребления / П. А. Черненко // Пр. Ін-ту електродинаміки НАНУ. – 2004. – № 2(8). – С. 149–150.
118. Черненко П. А. Обработка и анализ информации для иерархического прогнозирования электрических нагрузок / П. А. Черненко, А. В. Мартынюк, А. И. Заславский // Праці ІЕД НАНУ. – 2006. – Вип. 2(14). – С 47–49.
119. Черненко П. А. Прогнозирование суммарной электрических загрузки электроэнергетической системы в экстремальных точках суточного графика / П. А. Черненко, А. В. Мартынюк, П. А. Черненко // Вісник НУ «Львівська політехніка». – 2007. – № 596. – С. 95–101.
120. Черненко П. О. Середньострокове дворівневе прогнозування електричного споживання енергооб'єднання / П. А. Черненко, О. В. Мартинюк // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 2008. – № 6. – С. 77–81. – ISSN 1997-9266.
121. Черненко П. О. Ідентифікація параметрів математичної моделі для короткострокового прогнозування електричного навантаження енергооб'єднання / П. О. Черненко // Науковий вісник Академії муніципального управління, серія «Техніка». – 2010. – Вип. 1. – С. 168–179.
122. Чураков Е. П. Оптимальные и адаптивные системы / Е. П. Чураков. – М. : Энергоатомиздат, 1987. – 255 с.
123. Шидловский А. К. Введение в статистическую динамику систем энергоснабжения / А. К. Шидловский, Э. Г. Куренный. – К. : Наукова думка, 1984. – 273 с.
124. Шиян А. А. Метод оцінювання та ідентифікації характеристик і високо амплітудних відхилень електричних навантажень електротехнічних комплексів / А. А. Шиян, Ю. А. Шулле // Вісник Хме-

- льницького національного університету. Технічні науки, 2010. – № 1. – С. 215–217.
125. Шиян А. А. Сценарії оптимізації та прогнозування управління електричними навантаженнями електротехнічних комплексів / А. А. Шиян, Ю. А. Шулле // Вісник Хмельницького національного університету. Технічні науки, 2010. – № 2. – С. 122–124.
126. Шулле Ю. А. Розробка нової модульної нейронної моделі навчання з визначення і прогнозування електричних навантажень електротехнологічних комплексів. / Ю. А. Шулле // Вісник Вінницького політехнічного інституту, 2010. – № 3. – С. 81–84.
127. Шулле Ю. А. Методи формування бази даних/знань щодо сценаріїв оптимізації та прогнозування управління електричними навантаженнями електротехнічних комплексів / Ю. А. Шулле // VI міжнародна науково-практична конференція «Стратегічні питання світової науки – 2010». – Перемешиль. – 2010. – 104 с.
128. Шулле Ю. А. Прогнозування електричних навантажень з використанням r/s-аналізу часових рядів / Ю. А. Шулле // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 2011. – № 6. – С. 53–56.
129. Шулле Ю. А. Прогнозування навантажень електротехнічних комплексів з використанням фрактального аналізу часових рядів / Ю. А. Шулле // VII міжнародна науково-практична конференція «Передові наукові розробки – 2011». – Прага. – 2011. – С. 16–21.
130. Шулле Ю. А. Прогнозування електричних навантажень з використанням r/s-аналізу часових рядів / Ю. А. Шулле // I міжнародна науково-технічна конференція «Оптимальне керування електроустановками (ОКЕУ 2011)». – Вінниця. – 2011. – С.91.
131. Шулле Ю. А. Прогнозування електричних навантажень промислових підприємств з врахуванням фрактальних властивостей часового ряду спостережень/ Ю. А. Шулле // XI Міжнародна конференція «Контроль і управління в складних системах (КУСС-2012)». – Вінниця. – 2012. – С. 178–179.
132. Sheinkman J. Non-linear dynamics and stock returns / Sheinkman J., LeBaron B. // Journal of Business. – 1989. – Vol. 62. – P. 311–327.

SUMMARY

The monograph studies the development of the method and models of on-line forecasting of electric loading of electric energy consumption systems, taking into account their fractal properties, that enables to enhance the efficiency of electric energy consumption control.

Nowadays in conditions of market economy efficient usage of electric energy is one of the most important problems, facing power industry.

In recent years the structure of energy consumption changes. New sources are characterized by large amount of non-coordinated consumers, that leads to considerable increase of the level of stochastic oscillations of electric energy consumption during the day and to the change of season oscillations of electric energy consumption during the year.

Moreover, as a result of the lack of coordination between separate consumers considerable deviations in electric consumption may occur, amplitude of these deviations may exceed critical values. This may lead to failures, especially in conditions of considerable wear of electric energy systems equipment.

The way out from this situation that can reduce the expenses and avoid critical situations is on-line forecast of electric energy consumption that helps to plan efficiently the generation and normalize the consumption of electric energy, provide efficient usage of various technological equipment. Load curve of electric grid of each enterprize is formed under the impact of various factors, the complete account of these factors is impossible. Thus, in conditions of energy market, the creation of the system of on-line forecast of hour-by-hour consumption of electric energy that allow to minimize the deviation of consumed power from the power, demanded at the market, the day ahead, is of great importance.

On-line forecasting of electric energy consumption of industrial enterprises has great importance in condition of development of Smart grid technologies.

In the first place, on-line forecasting is necessary to optimize the schedule of electric energy generation, forecasting energy consumption. In case, when it is impossible to maintain the balance by means of energy generation, the change of the schedule of electric loadings of regulating enterprises is possible. In such a way flexible bidirectional connection of electric energy fluxes and information between energy objects is provided.

Due to availability of random component, natural growth of loading, noncoordinated actions of the consumers the situation occurs when time series of energy consumption has considerably stochastic component.

For investigation of such processes as electric energy consumption basic tooling of fractal analysis of time series-R/S-analysis, suggested by Herst, may be used.

It allows to reveal and numerically evaluate fundamental characteristics of time series: availability of fixed storage, its depth, trendstability, chaotic state or stochasticity of analyzed process. Herst index may be converted in fractal dimensionality that is the index of load schedule complexity.

Analyzing alternation of sections with different fractal dimensionality and how energy consumption system is influenced by external and internal factors, it is possible to study to forecast system behaviour, diagnose and predict instable states. The significant feature of the suggested approach is availability of critical value of Herst index, or fractal dimensionality of load schedule, approaching to which the system loses its stability and passes into instable state and parameters grow rapidly or decrease, depending on the trend, that takes place at the set moment. Corresponding architecture of neural network, that operates parallelly to the controlled electric energy consumption and in case of revealing critical value of Herst index or fractal dimensionality, performs on-line forecasting of electric loading in real time, is suggested.

In the process of research the analysis of electric loadings schedules [ELS] has been performed, the analysis revealed fractal properties in ELS and showed the availability of short-term and long-term memory, that enables to use for mathematical modeling and forecasting fractal analysis that establishes dependence of future values of ELC on their past change or “initial conditions”.

Also, the method for on-line forecasting of electric loading in real time, taking into account its fractal character, that uses neuronetworking technologies and allows more accurately as compared with the existing methods, to make the forecast, is suggested. The given method of ELC description, that is characterized by the set of numerical characteristics is suggested, classification of scenarios of electric loading r of electric consumption systems behaviour based on allocation of stochastic component from dynamic series of electric consumption and classifications of its indices is developed, that enables to perform on-line forecasting of electric loadings.

Algorithm and software –hardware complex for automation of on-line forecast process of electric loading of energy consumption systems, taking into account its fractal character, that uses neuronetworking technologies is developed.

They enable to detect critical modes of electric consumption, decrease level of emergency disconnections and increase the accuracy and speed of energy consumption forecast.

Наукове видання

**Лежнюк Петро Дем'янович
Шулле Юлія Андріївна**

**ОПЕРАТИВНЕ ПРОГНОЗУВАННЯ
ЕЛЕКТРИЧНИХ НАВАНТАЖЕНЬ СИСТЕМ
ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ З ВРАХУВАННЯМ
ЇХ ФРАКТАЛЬНИХ ВЛАСТИВОСТЕЙ**

Монографія

Редактор Н. Мазур

Оригінал-макет підготовлено Ю. Шулле

Підписано до друку 30.06.2015 р.
Формат 29,7×42¼. Папір офсетний.
Гарнітура Times New Roman.
Друк різнографічний. Ум. др. арк. 6,01
Наклад 300 (1-й запуск 1–100) пр. Зам № В2015-26

Вінницький національний технічний університет,
КІВЦ ВНТУ,
21021, м. Вінниця, Хмельницьке шосе, 95,
ВНТУ, ГНК, к. 114.
Тел. (0432) 59-85-32.

Свідоцтво суб'єкта видавничої справи
серія ДК № 3516 від 01.07.2009 р.

Віддруковано ФОП Барановська Т. П.
21021, м. Вінниця, вул. Порика, 7.
Свідоцтво суб'єкта видавничої справи
серія ДК № 4377 від 31.07.2012 р.