

Л. В. ДАВИДЕНКО (д-р техн. наук, доц.)
Луцький національний технічний університет
I.davydenko@lutsk-ntu.com.ua

МОДЕЛЮВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ЕЛЕКТРОТЕХНІЧНОГО КОМПЛЕКСУ СИСТЕМИ ВОДОПОСТАЧАННЯ

Стаття присвячена вирішенню питання планування енергоспоживання складних енерготехнологічних комплексів. Обґрунтовано доцільність застосування методів самоорганізації моделей складних систем для моделювання електроспоживання, що базуються на принципах індуктивного моделювання. Моделювання електроспоживання виконано із застосуванням нейронних мереж на основі ітераційних алгоритмів методу групового урахування аргументів, що забезпечують автоматичну структурно-параметричну ідентифікацію моделі. Пошук оптимальної структури моделі виконано в трьох класах опорних функцій. В результаті роботи алгоритму синтезу моделей сформовано набір моделей-кандидатів, що мають оптимальну структуру в своєму класі. Отримані моделі мають високу якість моделювання та низьку похибку прогнозу. Вибір кращої структури моделі виконано з позицій базатокритеріального вибору із застосуванням морфометричного підходу.

Ключові слова: базовий рівень енергоспоживання; нейронні мережі; метод групового урахування аргументів; морфометричний підхід.

Постановка проблеми. Одним із завдань етапу енергетичного планування є планування енергоспоживання, яке передбачає встановлення на основі енергетичного аналізу причинно-наслідкових зв'язків між енергетичним та іншими чинниками на рівні технологічної системи, об'єкту, процесу або обладнання, а його результатом є визначення базового рівня енергоспоживання (БРЕ) [1, 2]. Згідно стандартів серії ISO 50000 побудова математичної моделі енергоспоживання об'єкту з урахуванням чинників, які суттєво впливають на величину витрати енергії, є одним із способів унормування БРЕ до визначальних змінних. При цьому, достовірність визначення БРЕ залежить від повноти врахування чинників, що впливають на енергоспоживання об'єкту, якості побудованої математичної моделі, її адекватності процесу електроспоживання.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Складність математичного моделювання електроспоживання будь-якого об'єкту обумовлена необхідністю урахування багатьох чинників, що впливають на споживання електроенергії, наявністю взаємозв'язку між ними та складністю математичних залежностей його фізичного опису. Тому, для побудови моделей електроспоживання актуальним є використання методів інтелектуального аналізу даних, отриманих за результатами спостереження, що забезпечує виявлення прихованих закономірностей і побудови нефізичних математичних моделей з невеликою кількістю вхідних змінних.

Для математичного моделювання енергоспоживання використовуються класичні статистичні методи, засновані на регресійному аналізі [3-5]. Альтернативою є математичний апарат штучних нейронних мереж (ШНМ) [6-8], популярність застосування яких зумовлена універсальними апроксимуючими і екстраполюючими властивостями, що дає змогу моделювати довільні нелінійні залежності, а також можливість навчання на основі наявної у великих базах даних інформації в умовах структурної і параметричної невизначеності про характеристики модельованих процесів [9]. ШНМ не вимагають наявності значних апріорних знань про вплив різних чинників на електроспоживання. Достатньо мати навчальні вибірки необхідного обсягу, а всі залежності між факторами вони виявляють автоматично у процесі навчання [9]. Разом з тим, жорсткі обмеження на обсяг вихідної інформації зумовлюють необхідність використання спеціалізованих методів, орієнтованих на роботу в умовах недостатнього об'єму даних. Тому, великий інтерес проявляється до механізмів самоорганізації математичних моделей як методу адаптивного синтезу складних систем. З обчислювальної точки зору привабливим в цій ситуації є метод групового урахування аргументів (МГУА) [10, 11] – потужний метод структурно-параметричної ідентифікації моделей та прогнозування в умовах невизначеності [12]. В його основу покладено принципи індуктивного моделювання складних систем: самоорганізації, зовнішнього доповнення і свободи вибору рішень під час автоматичної генерації та послідовної селекції дедалі складніших структур моделей [10, 11]. Такий підхід забезпечує побудову математичних моделей складних процесів за короткими вибірками даних в умовах істотної неповноти та невизначеності інформації, пов'язаної як із властивостями обмежених вибірок даних, так і з зовнішніми умовами моделювання або апріорною інформацією.

Метою статті є побудова моделі електроспоживання системи водопостачання як складного електротехнічного комплексу, яка базується на принципах самоорганізації та забезпечує необхідну якість прогнозу електроспоживання, в тому числі в умовах малої вибірки даних, що сприятиме адекватному визначенню БРЕ.

Основний матеріал дослідження. Для побудови математичної моделі слід визначити її структуру та оцінити параметри, тобто вирішити завдання структурно-параметричної ідентифікації моделі за вибіркою

експериментальних даних. Слід зазначити, що застосування підходу «black box», характерного для ШНМ, не дає змоги інтерпретувати отримані рішення [9]. Виявлені залежності між вхідними даними приховані в самій структурі НМ, тобто налаштована НМ використовується як обчислювальна структура, а не як явна модель [12]. Крім того, у випадку обмеженого об'єму навчальної вибірки важливою є швидкість навчання. Процес навчання ШНМ є повільним і не гарантує збіжність між фактичними і прогнозними даними. Також можливе «перенавчання» ШНМ.

Об'єднання ідей МГУА та нейронних мереж зумовило створення МГУА-подібних нейронних мереж (МГУАНМ) [12], основою яких є ітераційні алгоритми МГУА. МГУАНМ належать до групи поліноміальних нейронних мереж [13] з попарним комбінуванням виходів попереднього ряду або шару, причому число «прихованих шарів» може бути довільним. Ефективність МГУАНМ полягає в швидкості процесу локального налаштування їх ваг і автоматичної оптимізації (самоорганізації) структури мережі (кількості вузлів і рядів або прихованих шарів) [14]. Використання різних поліномів як активаційних функцій дає такі переваги: простоту з погляду числової реалізації; високу швидкість навчання в умовах обмеженої навчальної вибірки та у випадках, коли дані на обробку подаються через довільні заздалегідь не відомі інтервали часу; архітектура нейронної мережі може бути ускладнена без необхідності перерахунку вже налаштованих синаптичних ваг [15]. Важливою особливістю МГУАНМ є їх спрямованість на ідентифікацію функціональної структури і параметрів моделі, прихованої в емпіричних даних. МГУАНМ є ядром самоорганізуючої технології видобутку даних, яка здатна автоматично визначати змінні, структуру та параметри моделі. МГУАНМ дозволяє виявити та врахувати нелінійні зв'язки та зв'язки між даними та побудувати моделі-кандидати з високою силою прогнозу [16].

Алгоритм МГУАНМ створює модель, що представляє собою сукупність нейронів у різних шарах. Кожен нейрон у мережі застосовує передавальну функцію, що дозволяє комбінаторному пошуку вибрати таку передавальну функцію, що прогнозує дані найменшою похибкою. Ця НМ є самоорганізованою мережею, що складається з кількох шарів і кількох нейронів у кожному з шарів. Оскільки будь-який з нейронів мережі навчається незалежно від інших, багатшарова мережа, яка містить довільне число вузлів, може навчатися на основі малої вибірки.

Вихідна вибірка даних розбивається на три підвибірки: навчальну A , перевірочну B і контрольную C . Причому, $W = A \cup B \cup C$, $A \cap B = \emptyset$, $B \cap C = \emptyset$, $A \cap C = \emptyset$.

Для визначення параметрів моделі використовується внутрішній критерій, в якості якого найчастіше слугує відносна середньоквадратична похибка, розрахована на навчальній підвибірці даних [10, 11]. Оптимальність моделі визначається критеріями селекції моделі [10, 11]: критерієм регулярності $\Delta^2(B)$ (відносною середньоквадратичною похибкою, розрахованою на точках, не використаних для побудови моделі – на перевірочній підвибірці) та критерієм незміщеності (мінімуму зсуву) n^2_{zc} , який вимагає максимального збігу значень вихідної змінної двох моделей, отриманих на двох частинах вибірки даних. Як критерій регулярності також використано коефіцієнт кореляції R . Основним критерієм оптимізації є критерій мінімуму середньоквадратичної похибки, який знаходиться за допомогою перебору варіантів, що використовують навчальні та перевірочні послідовності даних. Модель оптимальної складності повинна задовольняти вимогу несуперечливості та завадостійкості, а її властивості не повинні істотно залежати від вибірки, на якій оцінюються параметри моделі. За таких умов пріоритетним є критерій незміщеності. Використання декількох критеріїв забезпечує більш однозначний вибір моделі оптимальної складності. Тому вибір оптимальної моделі в кожному класі опорних функцій здійснюється за зовнішнім критерієм регулярності з довідзначенням за критерієм мінімуму зсуву. Для зменшення обсягу перебору у вигляді обмеження застосовується допоміжний критерій точності прогнозу $\Delta^2(C)$ (відносною середньоквадратичною похибкою, розрахованою на точках екзаменаційної підвибірки). Як модель електроспоживання буде використовуватися найкраща індуктивна модель, отримана за багаторядним алгоритмом синтезу моделей МГУАНМ в результаті послідовного випробування моделей, побудованих на основі множини їх опорних видів.

Для моделювання процесу електроспоживання в системі водопостачання застосовано програмне середовище GMDH Shell DS 3.8.8 [17], що є інструментом інтелектуального аналізу даних і прогнозування на основі алгоритму МГУА. Для оптимізації зв'язку нейронів МГУАНМ використовується комбінаторний алгоритм [18]. Пошук моделі електроспоживання виконувався в таких класах НМ: 1 – лінійна; 2 - поліноміальна 1-ого порядку; 3 - поліноміальна 2-ого порядку. На вхід алгоритму синтезу моделей подаються ретроспективні вибірки даних об'ємом n для m визначальних змінних X , а також електроспоживання W . Результатом роботи алгоритму синтезу моделей є формування наборів моделей-кандидатів, кожна з яких є оптимальною в заданому класі опорних функцій. Вибір кращої структури математичної моделі електроспоживання в системі водопостачання передбачає застосування багатокритеріального вибору моделі. Результатом застосування процедури моделювання є прогнозне значення вихідної змінної, тобто, електроспоживання. Як стратегію валідації моделей вибрано перехресну перевірку по K -блоках [17]. У результаті роботи МГУАНМ сформовано набір моделей-кандидатів, кожна з яких є оптимальною в заданому класі опорних функцій (табл. 1). Побудовані моделі забезпечують мінімум внутрішнього критерію $\Delta^2(A)$, критерію регулярності $\Delta^2(B)$, незміщеності n^2_{zc} та похибки прогнозу $\Delta^2(C)$ (характерним є набуття цими критеріями значень близьких до нульових для всіх моделей-кандидатів), а також максимум коефіцієнта кореляції R в обраному класі функцій. При чому,

ускладнення моделі полінома не призводить до значного підвищення якості моделювання та зниження похибки прогнозу.

Наступним кроком є вибір кращої структури моделі, який повинен базуватися на комплексному аналізі її адекватності, а також оцінці похибки прогнозу. Для вибору адекватної математичної моделі рекомендується виконувати її оцінювання за кількома критеріями одночасно, при цьому, вони не повинні дублювати один одного за своїм змістом і співвідношенням числових значень.

Таблиця 1 – Результати моделювання, перевірки адекватності моделі, точності прогнозу та багатокритеріального вибору моделі електроспоживання

Клас моделі	Вид моделі	Значення критеріїв					Площа S	
		$\Delta^2(A)$	$\Delta^2(B)$	n^2_{zc}	R	R^2		$\Delta^2(C)$
1	$Y1 = -34,05 + 0,38 \cdot N5 + 0,65 \cdot N9$ $N5 = 488,81 + 2,06 \cdot Q_{\text{техн.вигр}} + 0,59 \cdot Q_{\text{втр}}$ $N9 = 21,82 + 39,42 \cdot N12 - 38,44 \cdot N13$ $N13 = -179,75 + 0,11 \cdot Q_{\text{підн}} + 1,80 \cdot Q_{\text{техн.вигр}}$ $N12 = -174,41 + 0,51 \cdot Q_{\text{под}} + 2,31 \cdot Q_{\text{техн.вигр}}$	0,00091	10,0052	0,0006	0,9942	0,9964	0,0041	0,4228
2	$Y1 = 617,31 - 0,47 \cdot N4 + 0,086 \cdot N4 \cdot N5$ $N5 = 143,137 - 2,87 \cdot Q_{\text{втр}} + 0,02 \cdot Q_{\text{втр}} \cdot N6 + 1,09 \cdot N6$ $N6 = 55,46 + 6,19 \cdot N11 - 5,26 \cdot N16 \cdot N11$ $N11 = -368,64 + 0,63 \cdot Q_{\text{под}} - 0,15 \cdot Q_{\text{под}} \cdot Q_{\text{втр}} + 3,21 \cdot Q_{\text{втр}}$ $N16 = -391,318 + 0,063 \cdot Q_{\text{підн}} - 0,012 \cdot Q_{\text{підн}} \cdot Q_{\text{техн.вигр}} + 2,66 \cdot Q_{\text{втр}}$ $N4 = 405,23 + 0,06 \cdot N16 \cdot N17$ $N17 = -174,49 + 0,51 \cdot Q_{\text{под}} + 2,31 \cdot Q_{\text{техн.вигр}}$	0,00089	0,0023	0,0002	0,9998	0,9992	0,0016	0,3375
3	$Y1 = 460,51 - 0,29 \cdot Q_{\text{под}} + 0,04 \cdot Q_{\text{под}} \cdot N2 + 0,42 \cdot N2 - 0,01 \cdot N2^2$ $N2 = -329,81 - 0,01 \cdot N8 \cdot N3 + 0,08 \cdot N8^2 + 1,82 \cdot N3 + 0,02 \cdot N3^2$ $N3 = 33,52 + 0,92 \cdot N6 - 0,19 \cdot N5 \cdot N4 + 0,09 \cdot N6^2 + 0,11 \cdot N4^2$ $N4 = -1622,86 + 2,24 \cdot Q_{\text{підн}} - 0,05 \cdot Q_{\text{под}}^2$ $N5 = 420,31 + 0,006 \cdot Q_{\text{техн.вигр}} \cdot Q_{\text{втр}} + 1,54 \cdot Q_{\text{втр}} - 0,003 \cdot Q_{\text{втр}}^2$ $N6 = -897,17 + 2,23 \cdot Q_{\text{под}} - 0,51 \cdot Q_{\text{втр}}^2 + 2,33 \cdot Q_{\text{техн.вигр}}$ $N8 = 428,16 - 0,01 \cdot Q_{\text{под}} \cdot N12 + 0,005 \cdot Q_{\text{под}}^2 + 0,01 \cdot N12^2$ $N12 = -391,31 + 0,63 \cdot Q_{\text{підн}} - 0,001 \cdot Q_{\text{підн}} \cdot Q_{\text{техн.вигр}} + 2,66 \cdot Q_{\text{втр}}$	0,00087	0,0022	0,0005	0,9992	0,9962	0,0026	0,512

Цільові функції багатокритеріального вибору кращої структури моделі мають вигляд:

$$\begin{cases} \Delta^2(B) = f_1(y_i; \hat{y}_i) \rightarrow \min; \\ n^2_{zm} = f_2(\hat{y}_{Ai}; \hat{y}_{Bi}) \rightarrow \min; \\ R^2 = f_4(y_i; \hat{y}_i) \rightarrow \max; \\ \Delta^2(C) = f_3(y_i; \hat{y}_i) \rightarrow \min. \end{cases} \quad (1)$$

де y_i - фактичні значення вихідної змінної; \hat{y} - значення вихідної змінної, розраховані за моделлю за змінними x_m ; \hat{y}_A - значення вихідної змінної, розраховані за моделлю, отриманою на частині вибірки A; \hat{y}_B - значення вихідної змінної, розраховані за моделлю, отриманою на частині вибірки B; N_B - кількість точок перевірконої вибірки, причому, $N = N_A + N_B$, де N - кількість точок таблиці вихідних даних; N_A - кількість точок навчальної вибірки.

Слід зазначити, що використання сформованого набору критеріїв для вибору кращої структури моделі не завжди дає однозначний результат (табл. 1). Тому виконано аналіз адекватності моделі на основі морфометричного підходу [18]. Для цього сукупність критеріїв представлено у вигляді багатокутника - діаграми радарного типу. Попередньо всі критерії приведено до одного виду за функцією цілі. Для цього введено величину, обернену коефіцієнту детермінації: $Toler R^2 = 1 - R^2$. Всі часткові критерії виражено по відношенню до максимального їх значення в відповідній групі моделей. Кращою є структура моделі, для якої площа утвореної фігури є мінімальною:

$$S = f(x_{ai}; y_{ai}) \rightarrow \min. \quad (2)$$

де x_{ai}, y_{ai} - координати вершин a_i діаграми радарного типу.

Як модель електроспоживання прийнято поліноміальну модель першого порядку, яка задовольняє умову (2). Результати моделювання (табл.2) свідчать, що відхилення фактичних та модельних значень електроспоживання не перевищують 1 %.

Таблиця 2 - Фрагмент результатів моделювання електроспоживання

Дата	13.08	14.08	15.08	16.08	20.08	21.08	24.08	27.08	19.07	26.07	02.08	10.08	17.08	28.08
Номер точки	21	22	23	24	26	27	28	29	5	10	15	20	25	30
Факт, тис. кВт*год	25,68	26,80	25,98	26,33	26,18	27,43	24,15	24,39	24,44	25,79	27,37	26,49	25,59	26,94
Прогноз, тис. кВт*год	25,61	26,74	25,93	26,35	26,15	27,41	24,11	24,42	24,40	25,75	27,31	26,50	25,58	26,80
Відхилення, кВт*год	-0,07	-0,06	-0,06	0,01	-0,03	-0,01	-0,04	0,03	-0,04	-0,04	-0,06	0,01	-0,01	-0,14
Відхилення, %	-0,22	-0,21	-0,22	0,05	-0,11	-0,05	-0,17	0,11	-0,17	-0,16	-0,20	0,05	-0,05	-0,52

Висновки. Зважаючи на значну кількість чинників, що впливають на ефективність електроспоживання, наявність взаємозв'язку між ними та невідомий механізм взаємодії спостережуваних параметрів, а також обмеження у обсягах вихідної інформації, для побудови моделей електроспоживання доцільним є використання МГУА НМ, що забезпечують автоматичну структурно-параметричну ідентифікацію математичних моделей електроспоживання за вибіркою експериментальних даних. Застосування МГУНМ для синтезу моделей дозволило сформулювати сукупність моделей-кандидатів, кожна з яких є оптимальною в своєму класі опорних функцій і характеризується мінімумом критеріїв відбору, а оцінка моделей за множиною критеріїв якості моделювання та похибки прогнозу з одночасним використанням морфологічного критерію забезпечила відбір кращої структури моделі.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. ISO 50001:2018(E) Energy management systems - Requirement with guidance for use (second edition). ANSI, 2018. 30 p.
2. ISO 50004:2020 Energy management systems - Guidance for the implementation, maintenance and improvement of an ISO 50001 energy management system. ISO, 2020. 44 p.
3. B. Dudic, J. Smolen, P. Kovac, B. Savkovic, and Z. Dudic, "Electricity Usage Efficiency and Electricity Demand Modeling in the Case of Germany and the UK", *Applied Sciences*, vol. 10, no. (7), 2291, 2020. doi: 10.3390/app10072291.
4. B. Arregi, and R. Garay, "Regression analysis of the energy consumption of tertiary buildings", *Energy Procedia*, Vol. 122, pp. 9-14, 2017. doi: 10.1016/j.egypro.2017.07.290.
5. N. Fumo, and M.A. Rafe Biswas, "Regression analysis for prediction of residential energy consumption", *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol. 47, pp. 332-343, 2015. doi: 10.1016/j.rser.2015.03.035.
6. A.S. Ahmad, M.Y. Hassan, M.P. Abdullah, H.A. Rahman, F. Hussin, H. Abdullah, and R. Saidur, "A review on applications of ANN and SVM for building electrical energy consumption forecasting", *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol. 33, pp. 102-109, 2014. doi: 10.1016/j.rser.2014.01.069
7. L. Davydenko, N. Davydenko, and V. Davydenko, "Neural Networks application for power consumption planning of the water supply facilities", *2020 IEEE Open Conference of Electrical, Electronic and Information Sciences, eStream 2020 – Proceedings*, pp. 1-4, 2020. doi: 10.1109/eStream50540.2020.9108856
8. M.K. Kim, Y.-S. Kim, and J. Srebric, "Predictions of electricity consumption in a campus building using occupant rates and weather elements with sensitivity analysis: Artificial neural network vs. linear regression", *Sustainable Cities and Society*, Vol. 62, 102385, 2020. doi: 10.1016/j.scs.2020.102385
9. П.О. Черненко, О.В. Мартинюк, С.В. Попов, та Є.В. Бодяньський, "Порівняльний аналіз двох підходів до вирішення задачі короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження електроенергетичної системи", *Технічна електродинаміка*, № 3, С.61-72, 2013.
10. H.R. Madala, and O.G. Ivakhnenko, *Inductive Learning Algorithms for Complex Systems Modeling*. Boca Raton: CRC Press, 1994. 384 p.
11. L. Anastasakis, and N. Mort, "The development of self-organization techniques in modelling: A review of the Group Method of Data Handling (GMDH)", *The University of Sheffield*, UK, Research Report no. 813, 2001.
12. О.Г. Мороз, та В.С. Степашко, "Огляд гібридних структур МГУА-подібних нейронних мереж та генетичних алгоритмів", *Індуктивне моделювання складних систем*, Вип. 7, С. 173-191, 2015.
13. F.H. Fernández, and F.H. Lozano, "GMDH algorithm implemented in the intelligent identification of a bioprocess", *ABCM Symposium Series in Mechatronics*, Vol. 4, pp. 278-287, 2010.
14. В.С. Степашко, "Достижения и перспективы индуктивного моделирования", *Управляющие системы и машины*, № 2, С. 58-73, 2017.
15. Е.В. Мантула, и С.В. Машталир, "Адаптивная полиномиальная нейросетевая прогнозирующая модель временных рядов и ее обучение", *Восточно-Европейский журнал передовых технологий*, № 2/4(68), С. 16–20, 2014.
16. GMDH Shell for Data Science. The Best Artificial Neural Network Solution of 2019: Raise Forecast Accuracy with Powerful Neural Network Software. [Online]. Available: <https://gmdhsoftware.com/neural-network-software>. Accessed on: May 19, 2022.
17. GMDH Shell – Forecasting Software for Professionals. [Online]. Available: <http://www.gmdhshell.com>. Accessed on: May 19, 2022.

18. L. Davydenko, V. Rozen, V. Davydenko, and N. Davydenko, "Construction of the Energy Baseline of the Pumping Station of Water Supply Taking into Consideration Cyclic Changes in Water Consumption", *2019 IEEE 6th International Conference on Energy Smart Systems, ESS 2019 – Proceedings*, pp. 250-262, 2019. doi: 10.1109/ESS.2019.8764232.

REFERENCES

1. ISO 50001:2018(E) Energy management systems - Requirement with guidance for use (second edition). ANSI, 2018. 30 p.
2. ISO 50004:2020 Energy management systems - Guidance for the implementation, maintenance and improvement of an ISO 50001 energy management system. ISO, 2020. 44 p.
3. B. Dudic, J. Smolen, P. Kovac, B. Savkovic, and Z. Dudic, "Electricity Usage Efficiency and Electricity Demand Modeling in the Case of Germany and the UK", *Applied Sciences*, vol. 10, no. (7), 2291, 2020. doi: 10.3390/app10072291.
4. B. Arregi, and R. Garay, "Regression analysis of the energy consumption of tertiary buildings", *Energy Procedia*, Vol. 122, pp. 9-14, 2017. doi: 10.1016/j.egypro.2017.07.290.
5. N. Fumo, and M.A. Rafe Biswas, "Regression analysis for prediction of residential energy consumption", *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol. 47, pp. 332-343, 2015. doi: 10.1016/j.rser.2015.03.035.
6. A.S. Ahmad, M.Y. Hassan, M.P. Abdullah, H.A. Rahman, F. Hussin, H. Abdullah, and R. Saidur, "A review on applications of ANN and SVM for building electrical energy consumption forecasting", *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol. 33, pp. 102-109, 2014. doi: 10.1016/j.rser.2014.01.069
7. L. Davydenko, N. Davydenko, and V. Davydenko, "Neural Networks application for power consumption planning of the water supply facilities", *2020 IEEE Open Conference of Electrical, Electronic and Information Sciences, eStream 2020 – Proceedings*, pp. 1-4, 2020. doi: 10.1109/eStream50540.2020.9108856
8. M. K. Kim, Y.-S. Kim, and J. Srebric, "Predictions of electricity consumption in a campus building using occupant rates and weather elements with sensitivity analysis: Artificial neural network vs. linear regression", *Sustainable Cities and Society*, Vol. 62, 102385, 2020. doi: 10.1016/j.scs.2020.102385
9. P.O. Chernenko, O.V. Martyniuk, S.V. Popov, and Ye.V. Bodianskyi, "Comparative analysis of two approaches to solving the problem of short-term forecasting of the total electrical load of the power system", *Tekhnichna Elektrodynamika*, № 3, pp. 61-72, 2013.
10. H.R. Madala, and O.G. Ivakhnenko, *Inductive Learning Algorithms for Complex Systems Modeling*. Boca Raton: CRC Press, 1994. 384 p.
11. L. Anastasakis, and N. Mort, "The development of self-organization techniques in modelling: A review of the Group Method of Data Handling (GMDH)", *The University of Sheffield*, UK, Research Report no. 813, 2001.
12. O.H. Moroz, and V.S. Stepashko, "Review of hybrid structures of GMDH neural networks and genetic algorithms", *Inductive Modeling of Complex Systems*, Vol. 7, pp. 173-191, 2015.
13. F.H. Fernández, and F.H. Lozano, "GMDH algorithm implemented in the intelligent identification of a bioprocess", *ABCM Symposium Series in Mechatronics*, Vol. 4, pp. 278-287, 2010.
14. V.S. Stepashko, "Achievements and prospects of inductive modeling", *Control Systems and Computers*, № 2, pp. 58-73, 2017.
15. Ye.V. Mantula, and S.V. Mashtalir, "Adaptive polynomial neural network predictive time series model and its training", *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, № 2/4(68), pp. 16-20, 2014.
16. GMDH Shell for Data Science. The Best Artificial Neural Network Solution of 2019: Raise Forecast Accuracy with Powerful Neural Network Software. [Online]. Available: <https://gmdhsoftware.com/neural-network-software>. Accessed on: May 19, 2022.
17. GMDH Shell – Forecasting Software for Professionals. [Online]. Available: <http://www.gmdhshell.com>. Accessed on: May 19, 2022.
18. L. Davydenko, V. Rozen, V. Davydenko, and N. Davydenko, "Construction of the Energy Baseline of the Pumping Station of Water Supply Taking into Consideration Cyclic Changes in Water Consumption", *2019 IEEE 6th International Conference on Energy Smart Systems, ESS 2019 – Proceedings*, pp. 250-262, 2019. doi: 10.1109/ESS.2019.8764232.

Надійшла до редколегії

Рецензент:

L.V. DAVYDENKO
Lutsk National Technical University

Modeling of power consumption of the electrotechnical complex of the water supply system. The article is devoted to solving the issue of energy consumption planning of complex energy technological complexes. The expediency of application of self-organization methods of models of complex systems for modeling of power consumption based on the principles of inductive modeling was substantiated. Power consumption modeling was performed using neural networks

based on iterative algorithms of the group method of data handling. The use of GMDH neural networks provided automatic structural-parametric identification of the model. The search for the optimal structure of the model was performed in three classes of support functions of neural networks. As a result of the algorithm of synthesis of models, the set of models-candidates having optimum structure in its class was formed. The obtained models have high modeling quality and low forecast error. Complicating the structure of the neural network does not significantly improve the quality of modeling results. The selection of the best structure of the model was made from the standpoint of multicriteria selection using a morphometric approach. Previously, all the criteria were reduced to one type according to the function of the goal and the procedure of their normalization was performed. The best structure of the model was chosen taking into account the area of the figure formed by the normalized values of the selection criteria. The polynomial GMDH neural network of the first order was chosen as the power consumption model. Deviations of actual and model values of power consumption do not exceed 1%. The usage of GMDH neural networks as an algorithm for model synthesis, supplemented by multi-criteria selection of the best model structure, allowed making an unambiguous choice of the structure of the power consumption model, suitable for determining the energy baseline.

Key words: energy baseline; neural networks; group method of data handling; morphometric approach.