

УНОРМУВАННЯ БАЗОВОГО РІВНЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ОБ'ЄКТІВ ВОДОПОСТАЧАННЯ ДО ВИЗНАЧАЛЬНИХ ЗМІННИХ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ**Л. В. Давиденко**

Луцький національний технічний університет

ORCID: 0000-0002-0176-2045**В. А. Давиденко, Н. В. Давиденко**

Національний університет водного господарства та природокористування

ORCID:0000-0001-6183-9879; 0000-0002-9722-745X

Розглянуто питання побудови математичної залежності електроспоживання об'єкту водопостачання від визначальних змінних, що впливають на ефективність електроспоживання, придатної для визначення базового рівня електроспоживання. Обґрунтовано доцільність математичного моделювання на основі експериментальних даних, отриманих з системи моніторингу ефективності процесу водопостачання, та застосування методів інтелектуального аналізу даних. Побудову моделі електроспоживання виконано за допомогою нейронної мережі типу багатошаровий перцептрон. Для створення моделі нейронної мережі проведено тренування набору моделей. Вибір кращої архітектури нейронної мережі виконано на основі продуктивності та індикаторів похибок мережі у рамках навчальних, контрольних та тестових зразків. Результати перевірки її роботи засвідчили достатню адекватність моделі та низьку похибку прогнозу електроспоживання. Побудована математична модель є прийнятною для визначення базового рівня електроспоживання, унормованого до визначальних змінних, який є адаптованим до умов роботи об'єкту та придатним для визначення прогресу щодо енергоефективності.

Ключові слова: базовий рівень електроспоживання, нейронні мережі, багатошаровий перцептрон.

АКТУАЛЬНІСТЬ РОБОТИ. Питання підвищення енергоефективності та зниження кінцевого енергоспоживання є одним із пріоритетних у енергетичних стратегіях держав. Для досягнення завдань щодо скорочення споживання енергії, зазначених в [1] необхідна регулярна оцінка прогресу у досягненні цілей Союзу на 2030 рік. Вирішення проблеми енергоефективності потребує управління енергоефективністю не лише на державному та регіональному рівні, а й на рівні підприємств, окремих технологічних процесів та енергоємних об'єктів. Основною такою управління є впровадження енергетичного менеджменту. Згідно [2] величиною на основі якої оцінюють прогрес виробничого об'єкту у сфері енергоефективності є базовий рівень енергоспоживання (БРЕ), який повинен бути унормованим до визначальних змінних, що впливають на ефективність енергоспоживання. БРЕ, унормований до визначальних чинників, представляє собою деякий максимально реалістичний прогноз «нормативного» рівня енергоспоживання, який необхідно і можливо досягти на даному об'єкті. Шляхом порівняння очікуваного (прогнозного) та фактичного значення енергоспоживання визначають, чи відбулось підвищення рівня енергоефективності. Під час визначення БРЕ важливим є коректне вирішення питання, якою має бути математична модель, що використовується для встановлення БРЕ на об'єкті. Будь-яка технологічна система або об'єкт має свій характер електроспоживання і складні залежності між електроспоживанням і чинниками, що впливають на нього. Складність математичного моделювання енергоспоживання будь-якого об'єкту, в тому числі, об'єктів водопостачання, обумовлена необхідністю урахування багатьох чинників, що впливають на споживання енергії, та їх взаємозв'язків. Багато праць присвячено вирішенню питання математичного моделювання енергоспоживання різних об'єктів з використанням як статистичних методів [3–6], так і методів машинного навчання [6–10].

Для опису режиму електроспоживання системи централізованого водопостачання (СЦВ) населеного пункту необхідно враховувати сукупність виробничих та технологічних чинників, що відображають умови роботи системи та її об'єктів. Електроспоживання в СЦВ залежить від низки технологічних чинників, які характеризують процес підйому та подачі води, підготування піднятої води тощо. Крім того, необхідно враховувати вплив на електроспоживання низки показників, які відображають досконалість технологічного процесу, ефективність організації режиму роботи структурних елементів СЦВ. Більшість параметрів технологічного процесу водопостачання мають ймовірнісний характер [11], зумовлений тим, що водоспоживання формується під впливом великого числа чинників, багато з яких складно формалізувати. Значна кількість чинників, що впливають на ефективність електроспоживання, наявність взаємозв'язку між ними, складність отримання математичних залежностей для його опису зумовлює необхідність використовувати методи математичного моделювання на основі натурних вимірів електроспоживання та визначальних змінних, що характеризують технологічний процес водопостачання. Впровадження системи моніторингу забезпечує можливість створення великих баз даних, що містять інформацію про режими роботи та електроспоживання об'єктів водопостачання та їх використання для побудови залежності між електроспоживанням об'єкту та істотними чинниками, що впливають на його ефективність.

Метою статті є побудова багатofакторної математичної моделі електроспоживання об'єкту водопостачання на основі експериментальних даних про електроспоживання та визначальні змінні, отриманих з системи моніторингу режимів роботи об'єкту.

МАТЕРІАЛ І РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕНЬ. Одним з підходів до моделювання електроспоживання є використання математичного апарату штучного інтелекту, одним з методів якого є штучні ней-

ронні мережі (ШНМ). Популярність ШНМ зумовлена універсальною апроксимуючою і екстраполюючою властивістю та можливістю навчання на основі наявної у базах даних інформації. Це дозволяє моделювати залежності в умовах структурної і параметричної невизначеності щодо модельованих процесів. ШНМ здатна встановити складні співвідношення між вхідними даними, які безперервно змінюються, та вихідними даними. ШНМ не вимагають наявності додаткової інформації у вигляді знань експертів або інформації про вплив різних чинників на процеси споживання електроенергії. Достатньо мати лише навчальні вибірки необхідного обсягу, а всі залежності між факторами НМ виявляє автоматично у процесі навчання, який забезпечує автоматичну адаптацію моделі.

Моделювання із застосуванням ШНМ передбачає послідовне виконання етапів [12]: формулювання завдання в нейромережевому базисі; формування навчальної і тестової вибірок для навчання і тестування ШНМ, контрольної вибірки для визначення адекватності навчання ШНМ; вибір архітектури ШНМ та параметрів елементів мережі; навчання ШНМ (оцінювання параметрів моделі); встановлення адекватності отриманої моделі шляхом тестування ШНМ.

Під формулюванням завдання в нейромережевому базисі розуміється визначення змісту, що вкладається в компоненти вхідного вектора X , та вибір вихідного вектора Y . Вхідним вектором є параметри технологічного процесу водопостачання та показники енергоефективності, що мають вплив на електроспоживання; вихідним вектором – значення електроспоживання об'єкту для вибраного горизонту прогнозу.

Нехай вхідні параметри об'єкту водопостачання задані вектором параметрів $x^s \in X$, які мають N_l компонент. Розв'язком задачі буде вектор y^s з N_0 компонентами; $y^s = f(x^s)$, де $s = 1 \dots S$ – номер образу. Нейронна мережа формує відображення $X \rightarrow Y$ для $\forall x \in X$, яке є відображенням множини точок [10]:

$$\begin{pmatrix} x^1 \rightarrow y^1 \\ \dots \\ x^s \rightarrow y^s \end{pmatrix}, \quad (1)$$

де $x^1 \dots x^s$ – формалізована умова задачі; $y^1 \dots y^s$ – формалізований розв'язок.

Для моделювання електроспоживання доцільно застосувати мережу типу багатошаровий перцептрон (multilayer perceptron - MLP). Перший шар є вхідним, внутрішні - прихованими, а останній - вихідним. Передача інформації проходить від входу до виходу. Нейрони вхідного шару забезпечують ввід значень вхідних змінних. Кожен з нейронів вхідного шару пов'язаний з усіма елементами першого прихованого шару. Шар вихідних нейронів має зв'язок з усіма елементами останнього прихованого шару. Нейрони кожного прихованого шару з'єднуються з нейронами попереднього і подальшого за принципом «кожен з кожним», утворюючи повнозв'язну мережу. Ці нейрони дозволяють мережі навчатися, послідовно витягаючи найбільш важливі ознаки з вхідного вектору. Багатошаровий перцептрон є до-

сить простою топологією, що відносно швидко навчається. За рахунок зміни кількості прихованих шарів та елементів у кожному шарі нейромережа може моделювати функцію довільного ступеня складності.

Подаючи на вхід НМ значення вхідних змінних x_1, x_2, \dots, x_m , отримаємо на виході значення деякої функції $Y = F(x_1, x_2, \dots, x_m)$, яке є відповіддю (реакцією) НМ [13]. Роботу нейронної мережі оцінюють на основі реакції однотипних елементів, де кожний із нейронів містить синапси (односпрямовані вхідні сигнали x_1, \dots, x_n , зв'язані з іншими прихованими нейронами) та аксон (вихідні значення y_1, \dots, y_m , зв'язані як з прихованими, так і з вхідними нейронами). Кожен синапс характеризується ступенем синаптичного зв'язку – вагою w_i . Відповідь мережі залежить як від вхідного сигналу, так і від значень її внутрішніх параметрів – ваг нейронів [13]. Функціонування нейрону для вихідного шару описується співвідношенням [12]:

$$y_k(t) = \varphi \left(\sum_{l=1}^j w_{lk}(t) y_l(t) + b_k \right), \quad (2)$$

де w_{lk} – вага зв'язку l -го виходу нейрону прихованого шару з k -им нейроном вихідного шару; b_k – поріг k -го нейрону вихідного шару; $\varphi(\cdot)$ – функція активації.

Навчання НМ передбачає вибір оптимальних параметрів мережі, тобто, вагових коефіцієнтів і функції активації. Методи навчання відрізняються способом налаштування синаптичних ваг нейронів і способом зв'язку навченої НМ із зовнішнім світом. У процесі навчання ваги повинні налаштовуватися на мінімізацію деякого функціоналу похибки, яка визначає різницю між виходами НМ і реальними значеннями. Популярним алгоритмом навчання з учителем є алгоритм зворотного поширення похибки, заснований на корекції похибки. В якості функції похибки доцільно використовувати середньоквадратичну похибку. Алгоритм зворотного поширення похибки розглядають як узагальнення алгоритму мінімізації середньоквадратичної помилки між векторами виходу і входу, який застосовується для НМ з прямою передачею сигналів.

Дослідження вибору оптимальної функції активації схеми полягає в знаходженні і порівнянні похибок навчання, контрольної та тестової помилок в отриманій ШНМ з оптимальними архітектурою та об'ємами вибірок з різними функціями активації.

НМ типу MLP має таку властивість. Кожен її нейрон має нелінійну функцію активації. Важливо, що ця нелінійна функція є гладкою (тобто усюди диференціюється). Найбільш повно цій умові відповідає сигмоїдальна функція [12, 14]:

$$\varphi(y(t)) = \frac{1}{1 + \exp(-\beta y(t))}, \quad (3)$$

де β – параметр нахилу сигмоїдальної функції; підбирається в процесі побудови мережі. На практиці для спрощення використовується значення $\beta = 1$.

Перевагою застосування сигмоїдальної функції як функції активації для нейронів прихованого та вихідного шарів мережі шарів є: 1) початкове зна-

чення сигналу нейрона з такою функцією належить діапазону [0;1]; 2) функція має простий вираз похідної; 3) функція має здатність підсилювати слабкі сигнали, що забезпечує стійкість сформованої НМ та гарну здатність до навчання нейронів. Крім того, вважається, що одного прихованого шару нейронів із сигмоїдною функцією активації достатньо для апроксимації будь-якої функції з високою точністю [14] і така мережа здатна одночасно апроксимувати саму функцію і її похідну.

Побудову нейронної мережі виконано для водозабору системи централізованого водопостачання міста. В якості вхідного вектора параметрів прийнято такі визначальні змінні: X_1 – величина об’єму піднятої води НС I-го підйому; X_2 – об’єм води, поданої в мережу НС II-го підйому; X_3 – коефіцієнт ефективності використання продуктивності насосних агрегатів (НА); X_4 – надлишковий тиск в мережі; X_5 – витрати води на технологічні потреби; X_6 – об’єм очищеної води. Вихідним вектором параметрів є електроспоживання. Вибірка даних сформована на основі бази даних про електроспоживання в системі водопостачання та вибрані визначальні змінні. Період дискретизації для збору інформації – одна доба. Для забезпечення репрезентативності статистичної інформації щодо електроспоживання та обраних визначальних змінних глибина передісторії складає один рік.

Перед початком моделювання була виконана процедура масштабування даних. Найпростішою із функцій масштабування є мінімаксна функція. Вона знаходить мінімальне та максимальне значення змінної за навчальною множиною та виконує лінійне перетворення (із застосуванням коефіцієнту масштабу і зсуву) так, щоб значення знаходилися в необхідному діапазоні (з урахуванням вибраного типу функції активації – в діапазоні [0,1]) [15]:

$$\tilde{x}_i = \frac{(x_i - x_{\min}) \cdot (b - a)}{(x_{\max} - x_{\min})} + a, \quad (4)$$

де x_{\min} , x_{\max} – мінімальне та максимальне вибіркове значення ознаки.

У процесі підготовки до моделювання сукупність даних повинна бути поділена на три підвибірки. Перша вибірка використовується для навчання НМ. Друга підвибірка є валідаційна (перевірочна). Вона призначена для оцінювання прогнозу та визначення оптимальної складності моделі. Остання підвибірка використовується для оцінювання ефективності та реалістичності запропонованої моделі. Вона здійснює тестування мережі після навчання. Отже, вибірка даних була розділена на 3 частини: 245 спостережень – навчальна вибірка, 90 – контрольна, 30 – тестова.

Побудову НМ виконано ПП STATISTICA Neural Networks [16]. Для знаходження оптимальної структури нейромережі за допомогою автоматизованої стратегії для створення моделі нейронної мережі було проведено тренування набору моделей (табл. 1). Кожна НМ типу MLP має архітектуру $N_i - N_j - N_k$, де N_i – кількість нейронів у вхідному шарі; N_j – кількість нейронів у прихованому шарі; N_k – кількість нейронів у вихідному шарі. Навчання НМ виконувалося на основі градієнтного методу та техніки зво-

ротного поширення похибки за критерієм мінімізації середньоквадратичної похибки. Налаштування ваг проводилося після подачі на нейрон кожного прикладу в такій послідовності [17]: на входи нейромережі подається i -й екземпляр навчальної вибірки, $i=1,2,\dots$, де S_{it} – кількість екземплярів навчальної вибірки, розраховується вихід нейронної мережі, обчислюється середньоквадратична похибка мережі, обчислюється градієнт похибки нейрону вихідного шару, обчислюються градієнти для нейронів прихованих шарів, коректуються вагові коефіцієнти.

Продуктивність НМ характеризується величиною кореляції між фактичними даними та прогнозованими. Чим ближче значення до 1, тим краще. Слід звернути увагу на значення контрольної продуктивності. Значення кореляції у навчальній та контрольній підвибірках є схожими за величиною (табл. 1), отже, модель рівномірно працює як під час навчання, так і під час контролю. Надійність побудованих моделей нейронних мереж підтверджується індикатором похибок (відносною середньоквадратичною похибкою) у рамках навчальних, контрольних та тестових зразків, який приймає значення, близькі до нуля.

Таблиця 1 – Результат навчання НМ

Архітектура НМ	Продуктивність НМ			Похибка НМ		
	Навчальна	Контрольна	Тестова	Навчальна	Контрольна	Тестова
MLP 6-4-1	0,795	0,756	0,794	0,079	0,064	0,075
MLP 6-5-1	0,786	0,775	0,797	0,056	0,068	0,071
MLP 6-7-1	0,914	0,896	0,869	0,042	0,051	0,057
MLP 6-8-1	0,863	0,883	0,844	0,055	0,055	0,056
MLP 6-10-1	0,858	0,882	0,827	0,042	0,050	0,062
MLP 6-11-1	0,881	0,832	0,837	0,052	0,051	0,061
MLP 6-12-1	0,856	0,832	0,874	0,052	0,051	0,061

Аналіз результатів (табл. 1) свідчить: побудовані НМ мають достатньо високу продуктивність і низьку похибку на трьох вибірках. Ускладнення архітектури НМ не призводить до суттєвого підвищення точності прогнозу, проте зумовлює зростання складності навчання НМ. Із збільшенням кількості нейронів зростає кількість вагових коефіцієнтів, які запам’ятовують вхідний ряд, і НМ не здатна робити його апроксимацію. Отже, необхідно знайти компроміс у вирішенні питання щодо зменшення складності архітектури НМ та забезпечення високої точності прогнозу.

Вибір оптимальної архітектури ПНМ визначається тестовою похибкою, похибкою навчання; контрольною похибкою та складністю архітектури мережі, що є прямо пропорційна складності навчання. Архітектуру НМ, яка має найбільшу продуктивність, найменші похибки і найменшу складність мережі, слід вважати оптимальною.

На основі аналізу даних таблиці 1 відібрано кращу архітектуру НМ – MLP 6-7-1 (рис. 1), який містить 6 нейронів у вхідному шарі; 7 нейронів у прихованому шарі; 1 нейрон у вихідному шарі.

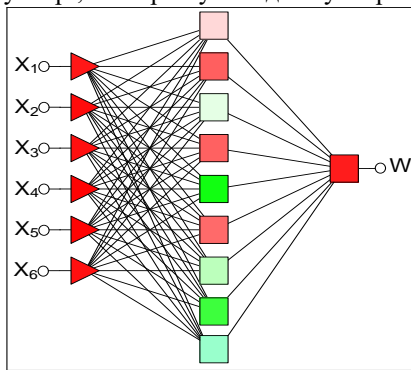


Рисунок 1 – Архітектура вибраної нейронної мережі

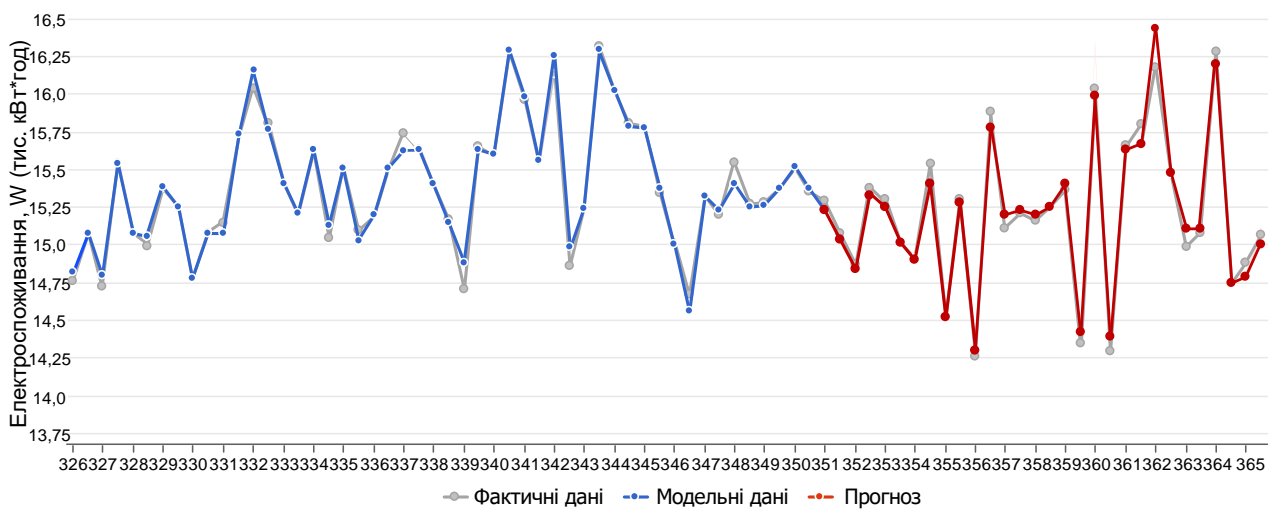


Рисунок 2 – Результати моделювання електроспоживання (фрагмент)

За умови наявного плану подачі води в мережу та інших технологічних параметрів отримана на основі ШНМ багатofакторна модель електроспоживання є адекватною та прийнятною для визначення БРЕ водозабору системи централізованого водопостачання.

ВИСНОВКИ. Використання нейронних мереж типу багатoshаровий перцептрон забезпечує моделювання процесу електроспоживання об'єкту системи централізованого водопостачання на основі урахування вхідного вектору параметрів без дослідження їх зв'язків з величиною спожитої електроенергії, а шляхом формування архітектури мережі та її навчання на основі архіву даних. Результати перевірки роботи НМ вказують на достатню адекватність моделі та низьку похибку прогнозу електроспоживання. Це підтверджує можливість застосування отриманої моделі для визначення базового рівня електроспоживання об'єкту водопостачання, унормованого до визначальних змінних відповідно до вимог стандартів серії ISO 50000. За умови наявних планових значень визначальних змінних значення базового рівня електроспоживання є адаптованим до умов роботи об'єкту, що забезпечує його використання для оцінки прогресу щодо досягнення завдань об'єкту у сфері енергоефективності.

Результати моделювання електроспоживання водозабору системи централізованого водопостачання міста на основі обраної моделі представлені на рис. 2.

Для того, щоб отримані значення на виході НМ були співвимірними з реальним даним, виконано обернене до нормування перетворення [18]:

$$\hat{w}_{вих.i} = w_{min} + \frac{(\hat{w}_i - a) \cdot (w_{max} - w_{min})}{b}, \quad (5)$$

де $w_{вих}$ – отримані значення на виході ШНМ після денормування.

З урахуванням вибраного діапазону нормування вхідних значень [0,1]:

$$\hat{w}_{вих.i} = \hat{w}_i \cdot (w_{max} - w_{min}) + w_{min} \quad (6)$$

ЛІТЕРАТУРА

1. Directive (EU) 2018/2002 of the European Parliament and of the Council of 11 December 2018 amending Directive 2012/27/EU on energy efficiency (Text with EEA relevance.). *Official Journal of the European Union*. 2018. L 328, pp. 210–230. URL: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/>. (Дата звернення: 28.12.2020).
2. ISO 50001:2018(E) Energy management systems - Requirement with guidance for use (second edition). ANSI, 2018. 30 p. URL: <https://www.sis.se/api/document/>. (Дата звернення: 28.12.2020)
3. Находов В. Ф., Бориченко О. В., Іванько Д. О. Вибір математичної моделі для встановлення «стандартів» енергоспоживання виробничих об'єктів на основі багатокритеріального підходу. *Наукові вісті НТУУ «КПІ»*. 2014. № 1. С. 20–29.
4. Левченко С. А. Прогнозування витрат електричної енергії в залежності від об'ємів виготовленої продукції. *Енергосбереження. Енергетика. Енергоаудит*. 2014. № 10 (129). С. 12–17.
5. Тимчук С. О., Катюха І. А. Прогнозування електроспоживання на основі нечіткого регресійного аналізу. *Вісник Харківського національного технічного університету сільського господарства*

імені Петра Василенка. 2012. Вип. 130. Проблеми енергозабезпечення та енергозбереження в АПК України. С. 36–38.

6. Находов В. Ф., Іванько Д. О., Головка А. В. Вибір методів математичного моделювання процесів енергоспоживання в системах оперативного контролю енергоефективності. *Енергетика: економіка, технології, екологія*. Спецвипуск. 2013. С. 20–27.

7. Коваленко М. В., Махотило К. В. Нейросетевая модель прогнозування потреби газу в жилищно-бытовом секторе. *Вісник Національного технічного університету "Харківський політехнічний інститут"*. 2002. № 12. Т. 1. С. 299–301.

8. Бодянский Е. В., Попов С. В., Рыбальченко Т. В., Титов Н. Н. Краткосрочное прогнозирование потребления электроэнергии на основе искусственной многослойной нейро-фаззи сети. *Енергетика та електрифікація*. 2008. № 9. С. 37–43.

9. Розен В. П., Давиденко Л. В., Волинець В. І. Нейромережеве моделювання електроспоживання підприємств вугільної галузі. *Вісник Кременчуцького державного університету ім. М. Остроградського*. 2010. Вип. № 3 (62) Ч. 1. С. 157–160.

10. Розен В. П., Калінчик В. П., Мейта О. В., Скосирев В. Г. Факторний аналіз електроспоживання складових дробильно-помольного комплексу. *Вісник Кременчуцького національного університету імені Михайла Остроградського*. 2015. Вип. 6 (1). С. 16–21.

11. Якимчук Н. М. Моделювання системи автоматичного керування з нечіткою логікою

об'єктами водопостачання. *Вісник Інженерної академії України*. 2013. № 3-4. С. 145–150.

12. Хайкин С. Нейронные сети: пер. с англ. Н.Н. Куссуль. Москва : Изд. дом «Вильямс», 2006. 1104 с.

13. Владов С. І., Шмельов Ю. М., Грибанова С. А., Гусарова О. В., Подгорних Н. В. Метод підвищення робастності нейромережевої моделі контролю і діагностики технічного стану авіаційного двигуна ТВЗ-117 в польотних режимах. *Вісник Кременчуцького національного університету імені Михайла Остроградського*. 2020. Вип. 1. С. 113–119.

14. Круглов В. В., Борисов В. В. *Искусственные нейронные сети. Теория и практика*. Москва : Горячая линия. Телеком, 2002. 382 с.

15. Миркес Е. М. *Нейрокомпьютер: проект стандарта*. Новосибирск : Наука, 1999. 337 с.

16. Боровиков В. Р. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks. Методология и технологии современного анализа данных. Москва : Радио и связь, 2008. 392 с.

17. Субботін С. О., Корнієнко О. В. Нейромережеве моделювання залежностей результатів випробувань газотурбінних авіадвигунів. *Автоматизація технологічних і бізнес-процесів*. 2018. Vol. 10, Iss. 1. С. 9–16.

18. Дзєндзелюк О., Любунь З., Рабик В. Прогнозування параметрів довкілля на основі штучних нейронних мереж. *Електроніка та інформаційні технології*. 2015. Випуск 5. С. 102–113.

NORMALIZATION OF THE ENERGY BASELINE OF WATER SUPPLY FACILITIES TO THE RELEVANT VARIABLES USING NEURAL NETWORKS

L. Davydenko

Lutsk National Technical University

orcid.org/0000-0002-0176-2045

V. Davydenko, N. Davydenko

National University of Water and Environmental Engineering

orcid.org/0000-0001-6183-9879, orcid.org/0000-0002-9722-745X

Purpose. Construction of mathematical dependency of power consumption of water supply facility on relevant variables that do not have an influence on power consumption efficiency, suitable for determining the energy baseline. **Methodology.** The mathematical apparatus of artificial neural networks was used to model power consumption using experimental data. The backpropagation was used to train the neural network. The mean squared error was used as a function of error. Cross-validation was used to validate and test the power consumption model. **Results.** The necessity of mathematical modeling of power consumption of the water supply facility based on the experimental data on power consumption and technological parameters of the water supply process was substantiated. The expediency of using the mathematical apparatus of artificial neural networks for power consumption modeling according to experimental data was substantiated. A multilayer perceptron network was used to model power consumption. The set of relevant variables, which contains the basic parameters of technological process of water supply and energy performance indicators, was used as input variables. A set of models was trained in order to select better neural network architecture. Neural network training was performed based on the gradient method and the backpropagation by the criterion of minimizing the mean squared error. The optimal neural network architecture was selected based on the productivity and indicators of network errors within the framework of training, control and test samples. The results of the verification of its work showed sufficient adequacy of the model and low error of the power consumption forecast. **Originality.** The model of power consumption of water intake of the water supply system of the city, which provides normalization of the energy baseline to the relevant variables, was constructed. **Practical value.** Provided that, the known plan of water supply to the network and other technological parameters, the constructed neural network model of power consumption provides the determination of the energy baseline of the water intake of the water supply system, normalized to the relevant variables, which is adapted to its operation conditions. **Conclusions.** The usage of neural networks such as multilayer perceptron provides modeling of the power consumption process of the centralized water supply system facility based on the consideration of the input vector of parameters without studying their relationships with the amount of consumed electric power, and by forming a network architecture and its learning based on data archive. References 18, table 1, figures 2.

Key words: energy baseline, neural networks, multilayer perceptron.

REFERENCES

1. Directive (EU) 2018/2002 of the European Parliament and of the Council of 11 December 2018 amending Directive 2012/27/EU on energy efficiency (Text with EEA relevance.). *Official Journal of the European Union*. 2018. L 328, pp. 210–230. URL: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/>. (Accessed: Dec. 28, 2020).
2. ISO 50001:2018 (E) Energy management systems - Requirement with guidance for use (second edition). ANSI, 2018. 30 p. URL: <https://www.sis.se/api/document/>. (Accessed: Dec. 28, 2020).
3. Nakhodov, V. F., Borichenko, O. V., Ivanko, D. O. (2014). Vybir matematychnoi modeli dlia vstanovlennia «standartiv» enerhospozhyvannia vyrobnychkh ob'ektiv na osnovi bahatokryterialnoho pidkhody [Selecting of mathematical models for determination of energy production facilities “standards” on the basis of a multi-criteria approach]. *Research Bulletin of NTUU “KPI”*. No. 1, 20–29. [in Ukrainian]
4. Levchenko, S. A. (2014). Prohnozuvannia vytrat elektrychnoi enerhii v zalezhnosti vid ob'emiv vyhotovlenoi produktsii [Prediction power consumption depending on volume of manufactured production]. *Energy saving. Energy. Energy audit*. Vol. 10 (129), pp. 12–17. [in Ukrainian]
5. Tymchuk, S. O., Katiykha, I. A. (2012). Prohnozuvannia elektrospozhyvannia na osnovi nechitkoho rehresiinoho analizu [Power consumption forecasting based on fuzzy regression analysis]. *Visnyk KhNTUSH im. P. Vasylenka. Tehnichni nauky*. No. 130, pp. 36–38. [in Ukrainian]
6. Nakhodov, V. F., Ivanko, D. O., Golovko, A. V. (2013). Vybir metodiv matematychnoho modeliuvannia protsesiv enerhospozhyvannia v systemakh operatyvnoho kontroliu enerhoefektyvnosti [Choice of methods of mathematical modeling of energy consumption processes in systems of operative control of energy efficiency]. *Energy: economics, technology, ecology*, Special issue, pp. 20–27. [in Ukrainian]
7. Kovalenko, M. V., Makhotilo, K. V. (2002). Neirosetevaya model prognozirovaniya potrebleniya gaza v zhilishchno-bytovom sektore [Neural network model for forecasting gas consumption in the housing sector]. *Bulletin of the National Technical University “Kharkiv Polytechnic Institute”*. Vol. 12(1), pp. 299–301. [in Russian]
8. Bodyansky, E. V., Popov, S. V., Rybalchenko, T. V., Titov, N. N. (2008). Kratkosrochnoye prognozirovaniye potrebleniya elektroenerhii na osnovie iskusstvennoi mnogoslainoi neuro-fazzi seti [Short-term forecasting of electricity consumption based on an artificial multilayer neuro-fuzzy network]. *Power engineering and electrical engineering*. No. 9, pp. 37–43. [in Russian]
9. Rosen, V. P., Davydenko, L. V., Volynets, V. I. (2010). Neiromerzheve modeliuvannia elektrospozhyvannia pidpriemstv vuhilnoi haluzi [Neural network modeling of electricity consumption of coal industry enterprises]. *Transactions of Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi State University*. Vol. 3(62), pp. 157–160. [in Ukrainian]
10. Rosen, V. P., Kalinchik, V. P., Meita, O. V., Skosyrev, V. G. (2015). Faktorny analiz elektrospozhyvannia skladovykh drobylno-pomolnoho kompleksu [Factor analysis of power consumption of components of crushing and grinding complex]. *Transactions of Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi National University*. Vol. 6(1), pp. 16–21. [in Ukrainian]
11. Yakymchuk, N. M. (2013). Modeliuvannia systemy avtomatychnoho keruvannia z nechitkoiu lohikoiu ob'ektamy vodopostachannia [Modeling of the automatic control system with fuzzy logic of water supply facilities], *Visnyk Ihzhenernoi Akademii Ukrainy*. No. 3–4, pp. 145–150. [in Ukrainian]
12. Haykin, S. (2006). Neironnye seti [Neural Networks]. Moscow: Publishing house “Williams”, 1104 p. [in Russian]
13. Vladov, S. I., Shmelev, Y. M., Grybanova, S. A., Gusarova, O. V., Podgornykh, N. V. (2020). Metod pidvushchennia robasnosti neiromerzhevoi modeli kontroliu i diahnostryky tekhnichnoho stanu aviatsiinoho dvyhuna TVZ-177 v polotnykh rezhymakh [Method of increasing the robustness of the neural network model of control and diagnostics of the technical condition of the aircraft engine TV3-117 in flight modes]. *Transactions of Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi National University*. No. 1, pp. 113–119. [in Ukrainian]
14. Kruglov, V. V., Borisov, V. V. (2002). Isskustvennye neironnye seti. Teoria i praktika [Artificial neural networks. Theory and practice]. Moscow: Hotline. Telecom, 382 p. [in Russian]
15. Mirkes, E.M. Neurocompyuter: proekt standarta [Neurocomputer: draft standard]. Novosibirsk: Science, 1999, 337 p. [in Russian]
16. Borovikov, V. R. (2008). Neironnye seti. STATISTICA Neural Networks. Metodologia i tehnologii sovremennoho analiza dannykh [Neural networks. STATISTICA Neural Networks. Methodology and technologies of modern data analysis]. Moscow: Radio and Communication, 392 p. [in Russian]
17. Subbotin, S. O., Kornienko, O. V. (2018). Neiromerzheve modeliuvannia zalezhnosti rezultativ vyprobuvan gazoturbinykh aviadyhunyv [Neural network modeling of dependences of test results of gas turbine aircraft engines]. *Automation of technological and business processes*. Vol. 10(1), pp. 9–16. [in Ukrainian]
18. Dzendzelyuk, O., Lyubun, Z., Rabyk, V. (2015). Prohnozuvannia parametriv dovkillia na osnovi shtuchnykh neironnykh merezh [Forecasting of environmental parameters on the basis of artificial neural networks]. *Electronics and information technology*. No. 5, pp. 102–113. [in Ukrainian]

Стаття надійшла 14.01.2021