

БАГАТОФАКТОРНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ В СКЛАДНИХ ВИРОБНИЧИХ СИСТЕМАХ З ВИКОРИСТАННЯМ АПАРАТУ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Давиденко В. А., Давиденко Л. В., Коменда Н. В.

Луцький національний технічний університет

Розглянуто питання застосування штучних нейронних мереж для прогнозування електроспоживання в виробничих системах з урахуванням архівних даних для сукупності показників енергоефективності.

Постановка проблеми. Загальносвітова тенденція до раціонального енерговикористання обумовлює перспективність задач енергозбереження та підвищення рівня енергоефективності. Актуальним є вирішення задач розрахунку фактичних норм питомої витрати електроенергії по підприємству та його підрозділах, проведення аналізу та прогнозування електроспоживання, що сприятиме виявленню закономірностей зміни рівня енергоефективності та попередження негативних тенденцій, зміни питомих витрат електроенергії тощо. Комплексне вирішення цих задач забезпечуватиме можливість контролю раціонального використання електроенергії та підвищення рівня енергоефективності на підприємстві.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Електроспоживання на підприємстві залежить від виробничих умов, які характеризують дане виробництво. Для опису режиму електроспоживання промислових об'єктів як складних виробничих систем (СВС) необхідно враховувати всю сукупність виробничих та технологічних факторів, що описують стан як всієї системи, так і її підсистем, відображають умови їх роботи [1]. Склад факторів, що впливають на рівень електроспоживання залежить від специфіки СВС, хоча значна кількість факторів за своїм змістом є однаковою для різних її виробництв. Одержання адекватної моделі електроспоживання в СВС вимагає достатньо повного врахування сукупності домінуючих чинників. Процес побудови багатофакторних моделей електроспоживання є досить складним і вимагає формалізації співвідношення між вхідними та вихідними змінними. Якість моделювання та точність визначення прогнозу залежить від обраної математичної моделі. При цьому чим точнішою повинна бути модель, тим більших витрат часу вимагатиме її побудова [2]. Для усунення цих проблем, необхідним є використання для побудови багатофакторних математичних моделей електроспоживання методів, які б не залежали б від співвідношення між вхідними та вихідними змінними та не вимагали б уточнення моделі із зміною факторів, забезпечували можливість швидкої побудови моделі без участі експерта, роботи із зашумленими даними та здатність моделі до самонавчання та самоорганізації.

Мета статті. Спрощення процедури прогнозування електроспоживання в складних виробничих системах шляхом урахуванням вихідного набору параметрів та без дослідження їх взаємозв'язків.

Основні матеріали дослідження. Одним з можливим методів побудови багатофакторних математичних моделей енергоспоживання є застосування нейронних мереж - одного з методів імітації процесів та

явищ, який дозволяє відтворювати складні залежності [2]. Нейронні мережі не програмується в звичному сенсі цього слова, вони навчаються. Можливість навчання (пошуку параметрів нейронів, при яких мережа реалізує функцію залежності всіх пар вхідних-вихідних векторів з оптимальним функціоналом якості) - одна з головних переваг нейронних мереж перед традиційними алгоритмами. Штучна нейронна мережа (ШНМ) здатна встановити як завгодно складні співвідношення між різними вхідними даними, які оперативно вводяться та безперервно змінюються, та вихідними даними, що дозволяє їй досить точно передбачити значення електроспоживання. Перевагами ШНМ є: відсутність необхідності побудови математичної моделі процесу, що аналізується; здатність відновлювати нелінійні функціональні залежності між параметрами, що вивчаються; ефективна робота в умовах неповноти вихідної інформації; можливість використання малих навчальних вибірок; швидкий відгук навченої нейромережі на надходження поточної інформації; урахування практично необмеженої кількості чинників; висока міра адекватності; шляхом самонавчання відбувається автоматична адаптація моделі [3]. Моделювання штучних нейронних мереж (ШНМ) здійснюється за алгоритмом, який передбачає послідовне виконання етапів: формулювання завдання в нейромережевому базисі; формування навчальної і тестової вибірок для навчання і тестування ШНМ та контрольної вибірки, яка необхідна для визначення адекватності навчання ШНМ; вибір архітектури ШНМ та параметрів елементів мережі (ідентифікація структури моделі); навчання ШНМ (оцінювання параметрів моделі) тестування ШНМ для встановлення адекватності отриманої моделі. Під формулюванням завдання в нейромережевому базисі розуміється визначення змісту, що вкладається в компоненти вхідного і вихідного векторів. Цей етап включає [3]: визначення змісту, що вкладається в компоненти вхідного вектора X , причому, вхідний вектор повинен містити формалізовану умову завдання, тобто всю інформацію, необхідну для здобуття відповіді; вибір вихідного вектора Y так, щоб його компоненти містили повну відповідь поставленому завданню.

Вхідним вектором виступатимуть параметри технологічного процесу виробничої системи та показники енергоефективності, що мають вплив на електроспоживання; вихідним вектором – значення електроспоживання для вибраного горизонту прогнозування.

Нехай вихідні параметри виробничої системи задані вектором параметрів $x^S \in X$, які мають N_l компонент. Розв'язком задачі буде множина векторів

$\{y^1 \dots y^S\}$ електроспоживання, кожний 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:

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

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

Побудова нейронної мережі вирішується в два етапи: вибір типу (архітектури) нейронної мережі і підбір ваг (навчання) нейронної мережі.

Як нейромережеву модель для прогнозування електроспоживання доцільно вибрати багат шарову мережу, що складається з довільної кількості шарів нейронів. Нейрони кожного шару з'єднуються з нейронами попереднього і подальшого «кожен з кожним», утворюючи повнозв'язну мережу. Перший шар є вхідним, внутрішні - прихованими, а останній - вихідним. Функціонування нейрону для вихідного шару описується співвідношенням [4]:

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

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;
 $\varphi(\bullet)$ - функція активації.

Вибір функції активації залежить від використовуваного методу навчання. Під навчанням можна розуміти вибір оптимальних параметрів мережі: вагових коефіцієнтів і функції активації. Універсального алгоритму навчання, відповідного для всіх архітектур нейронних мереж, не існує. Методи навчання відрізняються один від одного способом налаштування синоптичних ваг нейронів і способом зв'язку навченою нейромережі із зовнішнім світом. 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 (лінійною та логістичною).

В якості функції активації для нейронів прихованого та вихідного шарів мережі шарів пропонується використовувати неперервну сигмоїдну функцію, яка обмежує межі зміни вихідного сигналу між 0 і 1, що забезпечує стійкість сформованої ШНМ та забезпечує гарну здатність до навчання нейронів:

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

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

Налаштування ваг прихованого шару L здійсню-

ється згідно виразу [4]:

$$w_{ij}^{(L)}(t+1) = \alpha w_{ij}^{(L)}(t) + \eta \delta_j^{(L)}(t) y_j^{(L)}(t), \quad (5)$$

де η - відповідає за швидкість навчання;
 α - постійна моменту ($\alpha=1$);
 $\delta_j^{(L)}$ - локальний градієнт j -го нейрону шару L .

Кількість прихованих нейронів підбирають експериментально так, щоб зменшити до мінімуму похибку узагальнення, або застосовують методи побудови оптимальної структури ШНМ. Зазвичай, у всіх прихованих шарах однакова кількість нейронів.

Критерії вибору оптимального типу архітектури ШНМ визначаються: тестовою помилкою; помилкою навчання; контрольною помилкою; складністю архітектури мережі (прямопропорційна складності навчання). Отже, тип архітектури ШНМ, який буде мати найменші похибки і характеризуватися найменшою складністю мережі, буде оптимальним.

Процес навчання нейронної мережі вимагає набору прикладів для її бажаної поведінки - цільових виходів і входів. У процесі «навчання» ваги повинні налаштуватися на мінімізацію деякого функціоналу помилки, в якості якого для нейронних мереж з прямою передачею сигналів рекомендується середньоквадратична помилка між векторами виходу і входу. Для вибору оптимального алгоритму навчання ШНМ відбираються побудовані ШНМ з відповідним оптимальними архітектурою, об'ємом вибірок та функцією активації. Навчання ШНМ здійснюється за допомогою відомих алгоритмів. Алгоритм навчання, який має найменшу похибку навчання, контрольна та тестові, а також час навчання, буде оптимальний [3].

На етапі навчання ШНМ відновлює цільову функцію по множині наборів навчальної вибірки. На етапі використання навченої мережі використовується відновлена залежність для отримання прогнозованої величини, тобто вирішувати завдання екстраполяції.

Побудову нейронної мережі виконано для системи комунального водопостачання КП «Луцькводоканал». В якості вхідного вектора параметрів прийнято показники: 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 – втрати води в мережі; X_4 – коефіцієнт ефективності використання продуктивності насосних агрегатів (НА); X_5 – середній тиск в мережі; X_6 – витрати води на технологічні потреби; X_7 – коефіцієнт ефективності використання потужності приводу НА; X_8 – комунально-побутові потреби; X_9 – об'єм очищеної води. Вихідним вектором параметрів є електроспоживання. Як навчальна вибірка була використана база даних про електроспоживання в системі водопостачання та вибрані параметри по місяцях протягом 2009-2015 рр.

Аналіз проводиться в ОС STATISTICA Neural Networks. Перед початком прогнозування була виконана процедура масштабування даних. Найпростішою із масштабувальних функцій пакету STATISTICA Neural Networks є мінімаксна функція: вона знаходить мінімальне та максимальне значення змінної за навчальною множиною та виконує лінійне перетворення

(із застосуванням коефіцієнту масштабу і зсуву), таким чином, щоб значення знаходилися в необхідному діапазоні $[-1,1]$:

$$\tilde{x}_i = \frac{(x_i - x_{\min}) \cdot (b - a)}{(x_{\max} - x_{\min})} + a, \quad (2)$$

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

Для знаходження оптимальної структури нейромережі – необхідної кількості прихованих нейронів, функції активації прихованих та вихідних нейронів за допомогою автоматизованої стратегії для створення моделі нейронної мережі було проведено тренування сукупності моделей, що реалізують поставлену задачу знаходження оптимальних керуючих параметрів. Був задіяний автоматичний конструктор мережі – функція пакету Statistica Neural Network [5], яким була побудована ШНМ типу багатошаровий перцептрон, яка має наступну архітектуру: $N_i - N_j - N_k$, де $N_i = 9$ - кількість нейронів у вхідному шарі; $N_j = 8$ - кількість нейронів у схованому шарі; $N_k = 1$ - кількість нейронів у вихідному шарі (рис. 1); функція активації – сигмоїдна, вибірка була автоматично розділена на 3 частини: 42 спостережень – навчальна вибірка, 21 – контрольна, 21 – тестова.

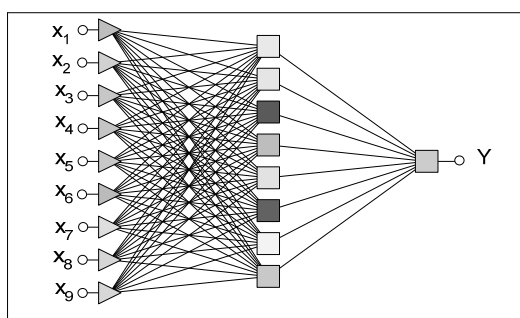


Рисунок 1 – Архітектура вибраної нейронної мережі

Навчання нейронної мережі було проведено у два етапи: перший етап - алгоритмом оберненого розповсюдження похибки (75 ітерацій), другий етап – методом співпряжних градієнтів (160 ітерацій). Контрольна похибка склала 3,15%, а навчальна – 4,01%. Вибрана ШНМ забезпечує достатню точність прогнозування (середня відносна похибка за всією вибіркою даних склала близько 10%) споживання електроенергії на шахті. Задовільна точність прогнозування може бути зумовлена недостатньою кількістю спостережень, які подаються на вхід нейронної мережі.

За умови наявного плану подачі води в мережу та інших технологічних параметрів отримана на основі ШНМ багатofакторна модель електроспоживання є адекватною та прийнятною для планування електроспоживання в системі комунального водопостачання.

Висновки. Використання апарату нейронних мереж забезпечує можливість прогнозування електроспоживання в складній виробничій системі на основі урахування вхідного вектору параметрів без дослі-

дження їх зв'язків з величиною спожитої електроенергії, а шляхом формування архітектури мережі та її навчання на основі архіву даних.

Список використаних джерел

- 1 Давиденко Л. В. Моделювання електроспоживання у складних виробничих системах з урахуванням латентних взаємозв'язків у сукупності показників енергоефективності / Л. В. Давиденко, В. А. Давиденко // Вісник КрНУ ім. М. Остроградського. – Кременчук: КрНУ, 2014. – Вип. №2/ 2014 (85). – С. 40-46.
2. Находов В. Ф. Вибір методів математичного моделювання процесів енергоспоживання в системах оперативного контролю енергоефективності / В. Ф. Находов, Д. О. Іванько, А. В. Головка // Энергетика: економіка, технології, екологія. - Спецвипуск – 2013. - С. 20-26
3. Бакулєвський В. Л. Застосування нейронних мереж для розрахунків технічних втрат електроенергії в повітряних лініях електропередач напругою 6-35 кВ / В. Л. Бакулєвський // Вісник Призовського державного технічного університету. Серія: Технічні науки. – 2015. - Вип. 30. Т. 2. – С. 152- 160.
- 4 Новосельцев И. В. Применение многопроцессорных систем для реализации многослойного перцептрона / И. В. Новосельцев., Н. Г. Аксак // Наук. збірник "Радиоелектроніка. Інформатика. Управління". – 2008. – №1. – С. 108-111
5. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks: Методология и технологии современного анализа данных / Под редакцией В. П. Боровикова. – 2-е изд., перераб. и доп. – М.: Горячая линия – Телеком, 2008. – 392 с.

Аннотация

МНОГОФАКТОРНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЯ В СЛОЖНЫХ ПРОИЗВОДСТВЕННЫХ СИСТЕМАХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ АППАРАТА НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Давыденко В. А., Давыденко Л. В., Коменда Н. В.

Рассмотрены вопросы применения искусственных нейронных сетей для прогнозирования электропотребления в производственных системах с учетом архивных данных для множества показателей энергоэффективности.

Abstract

MULTIFACTOR MODELING OF POWER CONSUMPTION IN COMPLEX PRODUCTION SYSTEMS WITH THE USING THE NEURAL NETWORKS

V. Davydenko, L. Davydenko, N. Komenda

The issues of the use of artificial neural networks to predict the power consumption in production systems, taking into account archival data for plurality of energy efficiency indicators have been considered.