

*В.Д. Сидоренко, д-р техн. наук, В.П. Шокін, канд. техн. наук
(Україна, Кривий Ріг, Криворізький технічний університет)*

БАЗОВИЙ АЛГОРИТМ ФУНКЦІОНУВАННЯ СИСТЕМИ НЕЙРОНЕЧІТКОГО ПЛАНУВАННЯ ЕНЕРГЕТИЧНОГО АУДИТУ НА ОБ'ЄКТАХ ЕНЕРГОЄМНИХ ВИРОБНИЦТВ

Постановка проблеми у загальному вигляді. У статті наведено результати першої частини науково-технічної роботи, яка фінансується за індивідуальним грантом Президента України (розпорядження № 1279/2005-рп).

Мета роботи – розробка методів і заходів для енергозбереження на системному рівні.

Очікувані результати: при впровадженні розробленого методу планування енергетичного аудиту на енергоємних виробництвах буде спостерігатися зменшення витрат на проведення планово-попереджувальних ремонтів до 40% та зниження енергоспоживання інфраструктури підприємств до 2%.

Економічний ефект досягається за рахунок: ефективного нормування електроспоживання об'єктами на базі розробленої методики нейронечіткого кластер-аналізу; виявлення об'єктів і підрозділів, що споживають електроенергію нерационально і мають найбільший потенціал енергозбереження.

Аналіз останніх досліджень і публікацій за даною проблемою. Основу енергозбереження на енергоємних виробництвах складає планомірна реалізація комплексу технічних і технологічних заходів, спрямованих на зниження енергоспоживання об'єктами інфраструктури. На першому етапі застосування методики енергозбереження повинна виконуватись оптимізація електроспоживання інфраструктурою технологічного комплексу на системному рівні. Її метою є створення науково обґрунтованих передумов для проведення цілеспрямованих енергетичних обстежень з наступною реалізацією технічних і технологічних заходів, орієнтованих на енергозбереження в умовах енергоємних виробництв.

Відомими сучасними теоріями статистичного планування графіків проведення енергетичних аудитів на об'єктах техноценозів є роботи Б.І. Кудріна, В.В. Фуфаєва, В.І. Гнатюка [1-3] та ін. Запропоновані способи нормування електроспоживання і відповідно визначення графіків проведення планово-попереджувальних ремонтів характеризуються наступним: чергування і періодичність ремонтів визначаються призначенням устаткування, його конструктивними і ремонтними особливостями, а також умовами експлуатації; планово-попереджувальний ремонт (ППР) устаткування передбачає виконання: міжремонтного обслуговування; періодичних оглядів; періодичних планових ремонтів – малих, середніх, капітальних; ППР здійснюються за планом-графіком, який розроблений на основі нормативів ППР: тривалості ремонтного, міжремонтного і міжоглядового циклів; категорій ремонтної складності; трудомісткості і матеріалоємності ремонтних робіт.

Найбільш близьким рішенням, обраним в якості прототипу, є спосіб оптимального управління енергоспоживанням на системному рівні [3]. Спосіб

включає використання усередненого зв'язування для одномірних даних, де на кожному кроці застосована оцінка відстаней між статистичними даними, визначені пари найближчих один, до одного, даних і заміни їх середнім значенням, отримання єдиного об'єднання (кластеру), створення багаторівневої ієрархії, групування об'єктів, проведення нормування електроспоживання у кожній групі і визначення черги об'єктів для проведення енергоаудиту.

Виділення невирішених частин загальної проблеми. Описаний метод статистичного планування енергетичних аудитів [3] має наступні недоліки: синтез емпіричної моделі процесу електроспоживання проводиться на основі класичної теорії статистичної обробки даних, що містить у собі інтервальне оцінювання, а також ранговий і кластерний аналіз; похибка методів при цьому досягає 15%; прогнозування електроспоживання окремими об'єктами й інфраструктурою в цілому, проводиться при використанні рангового аналізу, при цьому точність прогнозування може бути підвищена при використанні відомих парадигм нейронних мереж; кластерний аналіз дозволяє розбити об'єкти по групах, однак кількість кластерів задається апріорно, що значно знижує точність нормування електроспоживання об'єктами у кожній групі; статистичний аналіз проводиться з використанням лише даних активної потужності.

Задачею даної роботи є вдосконалення прототипу за рахунок використання нейронечіткого прогнозування електроспоживання інфраструктурою, що дозволяє зменшити похибку екстраполяції, підвищити ефективність динамічного планування енергетичних аудитів на енергоємних об'єктах за рахунок розробки методу комплексного оцінювання енергетичного стану.

Послідовна реалізація розробленого методу нейронечіткого планування енергетичних аудитів дозволяє цілеспрямовано впливати на ті об'єкти, які дійсно потребують проведення профілактичних робіт. При цьому фонди, спрямовані на проведення енергетичних обстежень, будуть витрачатися найбільше ефективно, а загальне електроспоживання інфраструктурою буде знижено на 1-2%, що підтверджено виробничими випробуваннями нейронечіткої моделі в короткотривалому прогнозуванні електроспоживання підрозділами ВАТ "ПГЗК" [5].

Як зазначено вище, планування енергетичних аудитів на об'єктах технологічного комплексу ґрунтується на використанні системи ефективного прогнозу електроспоживання. Наукове обґрунтування ефективності нейронечіткого прогнозу електроспоживання об'єктами інфраструктури проведено в рамках виконання роботи за договором № Ф11/11-2006 [5].

В результаті роботи планувалося розробити систему прогнозування 24-годинних електричних навантажень комбінату. Т.я. однією з важливих властивостей нейронних мереж є здатність прогнозувати тимчасові ряди, в якості базового алгоритму системи прогнозування прийнятий нейромережевий підхід.

Подібна задача – прогнозування 24-годинних навантажень Польської електроенергетичної системи (PSE), вирішена в роботах С.Осовського [4].

Облік властивостей прогнозування перцептронними мережами дає можливість використовувати визначену повторюваність вибірок в залежності від дня тижня і місяця. У роботі [4] виділяються або чотири основних види навантажень, що відповідають суботі, неділі, понеділку й іншим чотирьом робочим

дням, або тільки два види, що відповідають святковим і робочим дням.

У ході проведених авторами [5] статистичних досліджень встановлено, що розподіл по чотирьох типах днів хоча і знижує погрішність навчання нейромережі, однак збільшує погрішність узагальнення. Отже, в якості оптимального, прийнято розподіл по двом видам робочих днів.

Ще одним фактором, що враховувався у прогнозі [5], є розподіл доби на чотири періоди: рівномірний нічний, піковий ранковий, рівномірний денний і піковий вечірній. Прийнятий поділ доби передбачає зсув виділених періодів відповідно з різними сезонами.

У науковій розробці, що проводиться відповідно до договору №Ф11/11-2006 на виконання НТП GP/F11/0002, обрана архітектура нечіткої мережі Ванга-Менделя з модифікованим алгоритмом функціонування.

З метою визначення попередньої структури продукційних правил та параметрів функції фазифікації проведено статистичний аналіз рядів розподілу електроспоживання підрозділами ВАТ "ПівнГЗК" у 2000-2002рр. Аналіз показав, що найбільшу статистичну вагу в електроспоживанні має РЗФ-1 (середнє значення за три роки – 34,74%), найближча менша статистична вага у ФОК-3 (середнє значення за три роки – 13,12%).

У результаті кореляційного аналізу встановлена максимальна асоціативність із сезонним збільшенням (грудень, січень, лютий) питомої витрати ЕЕ на виробництво концентрату комбінатом наступних питомих витрат ЕЕ підрозділів комбінату: РЗФ-1, РЗФ-2, ДФ-2, Першотравневий кар'єр, Анновський кар'єр.

Нижче наведені основні показники рядів розподілу питомої витрати електроенергії (ПВЕ) на випуск концентрату та ПВЕ по підрозділах комбінату, які були визначені в результаті статистичного аналізу: середнє значення, середньоквадратичне відхилення; оцінка найбільшої розбіжності значень середніх арифметичних; випадкова середньоквадратична помилка коефіцієнта кореляції.

Після визначення основних статистичних показників фактичного електроспоживання об'єктами інфраструктури проведений структурний і параметричний синтез адаптивної нейронечіткої мережі прогнозу. Щоб відокремитись від визначеного загального тренда, обумовленого технологічними і технічними змінами виробництва, розроблена авторська нечітка нейронна мережа [5]. В даному випадку мережа навчається розпізнавати параметри годинних навантажень, характерні для різних днів. Специфіка конкретного дня задається кодованим вхідним сигналом. Вхідний вектор поєднує наступні значення: основні електротехнічні показники електроспоживання за активною і реактивною складовою; два типи днів; сезонний розподіл періоду прогнозу; розподіл доби на чотири періоди; попередні дані динаміки електроспоживання; основні метеорологічні показники періоду прогнозу; основні показники технологічної сировини; основні показники технічного стану обладнання та інше.

З метою аналітичного конструювання алгоритму навчання нейронечіткої мережі визначимо функціональну оцінку якості у формі евклідової норми E , яка в процесі настроювання підлягатиме мінімізації

$$E = \frac{1}{2} e^2(t+1), \quad (1)$$

де $e(t+1) = r(t+1) - y(t+1)$ – похибка відтворення адаптивною системою електроспоживання об'єктами інфраструктури.

В якості базової моделі приймаємо спрощену (одна вхідна змінна) чотиришарову структуру нечіткої нейронної мережі Ванга-Менделя. Функції шарів даної структури визначені наступним чином:

– перший шар виконує фазифікацію вхідної змінної за умовою $IF(x_i IS A_i)$ на базі узагальненої функції Гауса окремо для кожної змінної x_i згідно наступної форми алгебраїчного добутку

$$\mu_A^{(k)}(x) = \prod_{j=1}^N \left[1 / \left(1 + \left(\frac{x_i - c_j^{(k)}}{\sigma_j^{(k)}} \right)^{2b_j^{(k)}} \right) \right], \quad (2)$$

де $(c_j^{(k)}, \sigma_j^{(k)}, b_j^{(k)})$ - параметри функції фазифікації, котрі підлягають налаштуванню в першому параметричному шарі структури, N - кількість вхідних змінних.

– на другий шар покладена функція агрегування значень активації умови;
– третій шар – агрегування M правил висновку (перший нейрон) та генерація вихідного значення. Даний шар є параметричним, в якому проводиться налаштування центрів функції приналежності висновку k -го нечіткого правила v_1, v_2, \dots, v_M .

Розглянута структура реалізує функцію апроксимації наступного виду:

$$y(x) = 1 / \left(\sum_{k=1}^M \left[\prod_{j=1}^N \mu_A^{(k)}(x_j) \right] \right) \sum_{k=1}^M v_k \left[\prod_{j=1}^N \mu_A^{(k)}(x_j) \right]. \quad (3)$$

З метою надання системі прогнозу адаптивних властивостей, вектор центрів функції приналежності висновку k -го нечіткого правила v_1, v_2, \dots, v_M повинен налаштуватись в процесі роботи. Відомий адаптивний алгоритм налаштування нечіткої мережі Ванга-Менделя [6] має суттєвий недолік – за умови включення координати навчального кортежу в граничну евклідову відстань центру існуючого кластеру, коригування центрів функції приналежності висновку k -го нечіткого правила поводить простим додаванням нової координати центру до існуючого значення отриманого в попередній ітераційній процедурі. Дана процедура забезпечує постійне збільшення похибки в процесі функціонування динамічної системи, в той час як в статичному режимі зростання похибки не спостерігається.

З метою аналітичного конструювання алгоритму навчання нечіткої нейронної мережі застосуємо алгоритм настроювання ваг (найшвидший спуск) для третього прихованого шару нейронної мережі рівняння для визначення корекції синаптичних зв'язків має класичний вигляд

$$w_{lk}(k) = w_{lk}(k-1) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{lk}}. \quad (4)$$

Визначимо функцію вихідного нейрону в наступному форматі

$$y(x) = f(\text{net}_k), \quad (5)$$

де $\text{net}_k = \sum_{j=1}^M w_{kj} O_j$, значення O_j є фазифікованою вхідною змінною.

При використанні ланцюгового правила вираз для корегування ваг має вид

$$w_{lk}(t+1) = w_{lk}(t) - \eta \delta_k \cdot \prod_{j=1}^N \left[1 / \left(1 + \left(\frac{x_j - c_j^{(k)}}{\sigma_j^{(k)}} \right)^{2b_j^{(k)}} \right) \right], \quad (6)$$

$$\delta_k = e(t+1) \frac{\partial y(t+1)}{\partial y(x)} y(x)(1 - y(x)). \quad (7)$$

Позначивши середнє значення енергетичного режиму підрозділу комбінату в j -й день $Pm(j)$, а його варіацію – $\sigma(j)$, можна визначити годинний профіль j -го дня як

$$p(j, h) = \frac{P(j, h) - Pm(j)}{\sigma(j)}, \quad (8)$$

де $h = 1, 2, \dots, 24$; $P(j, h)$ – фактичне електроспоживання підрозділом комбінату в h -й годині j -дня; $p(j, h)$ – вектор профільного електроспоживання дня.

У розробленій системі прогнозу, за початкову точку відліку прийняті часи з найбільш стабільним навантаженням у масштабах року.

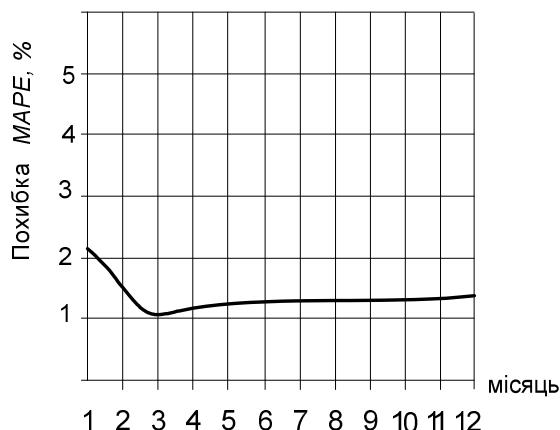
Якість прогнозування розробленої нейромережевої структури оцінюється показником відсоткової похибки $MAPE$ (Mean Absolute Percentage Error)

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|Pt - \overline{Pt}|}{Pt} \cdot 100\%, \quad (9)$$

де \overline{Pt} – безпосередньо прогнозоване значення; Pt – фактичне споживання ЕЕ підрозділом; n – число годин на які складається прогноз.

Розроблена структура прогнозу пройшла промислові випробування в умовах щомісячного прогнозу енергоспоживання комбінатом ВАТ "ПівніГЗК".

На рисунку наведено розподілення похибки *MAPE*-прогнозу щомісячного електроспоживання комбінатом у 2002р., розрахованого розробленою гібридною нейронечною мережею.



Розподілення похибки *MAPE*-прогнозу щомісячного енергоспоживання комбінатом

Висновки і перспективи подальших робіт у даному напрямку.

В роботі запропоновано новий алгоритм адаптивного настроювання нечіткої нейронної мережі прогнозу електроспоживання на базі архітектури Ванга-Менделя. Розроблена модель НМ була випробувана в прогнозуванні енергоспоживання ВАТ "ПівнГЗК". Результати промислового випробування показали: *MAPE*-похибка мережі, в режимі робочого функціонування, не перевищує 1,7%; вхідний вектор мережі охоплює досить широкий спектр інформативних параметрів, що забезпечує зниження похибки узагальнення; мережа проводить динамічне прогнозування з урахуванням попередніх навчаючих кортежів.

Подальші роботи будуть спрямовані на розробку методу і структури системи планування енергетичного аудита на об'єктах енергоємних виробництв.

Список літератури

1. Кудрин Б.И. Проблемы создания и управления ценозами искусственного происхождения // Кибернетические системы ценозов: Синтез и управление. – М.: Наука, 1991. – С. 5 – 17.
2. Фуфаев В.В. Ценологическое определение параметров электропотребления, надежности, монтажа и ремонта электрооборудования предприятий региона. – М.: ЦСИ, 2000. – 320 с.
3. Гнатюк В.И. Закон оптимального построения техноценозов. //Ценологические исследования. – М.: ЦСИ. – 2005. Вып. 29. С. 8 – 12.
4. Osowski S. Sieci neuronowe do przetwarzania informacji. Oficyna wydawnicza politechniki warszawskiej. – Warszawa, 2000. – Pp. 124-128.
5. Звіт з першого етапу НДДКР №Ф11/11-2006 на виконання НТП GP/F11/0002/ Криворізький техн. університет. – Кривий Ріг, 2006.-100 с.
6. Verbruggen H.V., Babuska R. Constructing fuzzy models by product space clustering // Fuzzy model identification / Eds.H. Hellendorn, D.Driankov. – Berlin: Springer, 1998. –Pp. 53-90.