

УДК 621.311.001.57

Щокін В. П., Щокіна О. В.

АЛГОРИТМ АДАПТАЦІЇ НЕЙРОНЕЧІТКОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНИХ НАВАНТАЖЕНЬ РУДОЗБАГАЧУВАЛЬНИХ ФАБРИК

Наведено результати другого етапу науково-дослідної роботи, яка фінансується ВАТ «ПівдГЗК» (м. Кривий Ріг) згідно договору № 1392 від 01.09.2012 р. Мета роботи – розробка методу нормування електроспоживання рудозбагачувальними фабриками гірничозбагачувального комбінату з метою системного впровадження заходів з енергозбереження.

Очікувані результати: при впровадженні розробленого методу нормування електроспоживання на енергоємних виробництвах буде спостерігатися зменшення витрат на проведення планово-попереджувальних ремонтів до 40 % та зниження енергоспоживання структурними підрозділами гірничозбагачувальних підприємств до 2 % [1].

Економічний ефект досягається за рахунок: підвищення надійності нормування електроспоживання об'єктами при застосуванні методики нейронечіткого-прогнозування; виявлення об'єктів і підрозділів, що споживають електроенергію нераціонально і мають найбільший потенціал енергозбереження.

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

Проблемами статистичного аналізу електроспоживання елементами техноценозів та побудови емпіричних моделей процесів електроспоживання присвячена значна кількість наукових робіт Б. І. Кудріна, В. В. Фуфаєва, В. І. Гнатюка [1–3] та ін. У вищезазначених роботах запропоновані методи нормування електроспоживання і відповідно розроблені методики визначення графіків проведення планово-попереджувальних ремонтів на об'єктах техноценозів. До основних особливостей запропонованих методик можна віднести: 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 матеріалоемності ремонтних робіт.

Найбільш близьким рішенням, обраним в якості прототипу, є методика оптимального управління енергоспоживанням на системному рівні [1]. Спосіб включає використання усередненого зв'язування для одномірних даних, де на кожному кроці застосована оцінка відстаней між статистичними даними, визначення пари найближчих 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 [1] має ряд недоліків: 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 у цілому, провадиться при використанні рангового аналізу, при цьому точність прогнозування може бути підвищена при використанні відомих парадигм нейронних мереж; кластерний аналіз дозволяє розділити об'єкти по групах за певними ознаками, однак кількість кластерів задається апріорно, що значно знижує точність нормування електроспоживання об'єктами у кожній групі; статистичний аналіз провадиться з використанням лише даних активної потужності.

Метою наукових розробок, які висвітлені в статті, є удосконалення прототипу за рахунок використання методу нейронечіткого прогнозування з розробленим алгоритмом настроювання бази правил нейронечітких екстраполяторів, що дозволяє зменшити похибку прогнозу за рахунок урахування комплексного впливу різноманітних чинників, і в свою чергу призведе до зниження загального електроспоживання інфраструктурою збагачувальних комбінатів на 1–2 % при впровадженні.

Послідовна реалізація розробленого методу оптимального керування електроспоживанням функціональними групами техноценозів з нейронечітким прогнозуванням, 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 ПАТ «ПівніГЗК» [4].

Як зазначено вище, нормування електроспоживання об'єктами гірничозбагачувальних підприємств та планування енергетичних аудитів ґрунтується на використанні системи ефективного нейронечіткого прогнозу електроспоживання. Наукове обґрунтування ефективності нейронечіткого прогнозу електроспоживання об'єктами інфраструктури проведено в рамках виконання НДР за договором № Ф11/11-2006 [5]. Результатом виконання НДР є система прогнозування 24-годинних електричних навантажень комбінату. Оскільки однією з важливих властивостей нейронних мереж є здатність прогнозувати тимчасові ряди, в якості базового алгоритму системи прогнозування прийнятий нейромережевий підхід.

Подібна задача, пов'язана з прогнозуванням 24-годинних навантажень Польської електроенергетичної системи (PSE), вирішена в роботах С. Осовського [6]. Облік властивостей прогнозування перцептронними мережами дає можливість використовувати визначену повторюваність вибірок в залежності від дня тижня і місяця. У роботі [6] 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.

За результатами проведених [6] статистичних досліджень встановлено, що розподіл по чотирьом типам днів хоча і знижує похибку навчання нейромережі, однак збільшує похибку узагальнення, отже, в якості достатнього, прийнято розподіл по двом видам робочих днів.

Ще одним фактором, що враховувався у прогнозі [6], є розподіл доби на чотири періоди: рівномірний нічний, піковий ранковий, рівномірний денний і піковий вечірній. Прийнятий поділ доби передбачає зсув виділених періодів відповідно до сезонів.

Найважливішим чинником ефективного прогнозування на базі нейромережевих структур є облік залежності прогнозу від значень навантаження в попередні місяці. В якості додаткових елементів вхідного масиву нейронечіткої мережі запропоновано використати поточну інформацію про якість електроенергії, основні технологічні показники роботи підрозділу та метеофактори (середньомісячну зовнішню температуру, вологість повітря та тиск).

Наведемо приклад табличних значень складових вхідного і вихідного вектору для тренування системи нейронечіткого прогнозу електроспоживання підрозділами комбінату (РЗФ-1, 2): фактична витрата електроенергії (тис. кВт·год): РЗФ-1: / всього; концентрат; склад; освітлення виробничих потреб; освітлення адмін. споруд; / РЗФ-2: / всього; концентрат; склад; освітлення виробничих потреб; освітлення адмін. споруд /; видобуток руди (тис. м³);

видобуток руди (тис. т); вміст Fe загального (%); вміст Fe магнітного (%); вологість в руді (%); 2–3 потік (тис. т); клас + 20 мм (%); 3/4 стадія (тис. т); клас + 20 мм (%); виробництво концентрату (тис. т); температура зовн. повітря ($^{\circ}\text{C}$); атмосферний тиск (мм рт. ст.); вологість зовн. повітря (%).

З урахуванням попередньо проведеної статистичної обробки даних, в якості складових вхідного вектора пропонується використати показники з максимальним коефіцієнтом кореляції (R) до прогнозованого значення (електроспоживання РЗФ-1): фактична витрата електроенергії (ФВЕ) РЗФ-1 за попередні періоди (всього); ФВЕ за концентратом ($R = 1$); ФВЕ по складу ($R = 0,6$); ФВЕ на освітлення виробництва ($R = 0,9$); ФВЕ РЗФ-2 всього ($R = 0,9$); ФВЕ РЗФ-2 КЗ кондиц. концентрат ($R = 0,9$); ФВЕ РЗФ-2 КЗВ концентрат з підв. вмістом Fe ($R = 0,9$); видобуток руди (тис. м³) ($R = 0,6$); виробництво концентрату ($R = 0,8$); зовнішня температура ($R = 0,8$ по ФВЕ складів).

Аналітичне конструювання закону адаптації нейронечіткої системи прогнозу.

З метою аналітичного конструювання закону адаптації визначено [6] функціональну оцінку якості (E), яка підлягає мінімізації:

$$E = 1/2e^2(t+1) . \quad (1)$$

На базі алгоритму настроювання ваг (найшвидший спуск) для прихованого шару нейронечіткої мережі, рівняння для визначення корекції синоптичних зв'язків має класичний вид:

$$\Delta w_{ji}(t+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} + \alpha \Delta w_{ji}(t) . \quad (2)$$

Якщо визначити вихід k -го нейрону шару через $O(k)$, і провести додаткові перетворення (2), отримуємо аналітичний закон корегування параметрів функцій приналежності нейронечіткого екстраполятору:

$$\Delta w_{kj}(t+1) = -\eta \delta_k O_j + \alpha \Delta w_{kj}(t) , \quad (3)$$

де

$$\delta_k = e(t+1) \frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)} O(k)(1-O(k)) \frac{1}{\sum_{k=1}^M \left[\prod_{j=1}^N w_{ji}^k \right]} \sum_{k=1}^M v_k \left[\prod_{j=1}^N w_{ji}^k \right] , \quad (4)$$

де N – кількість нейронів вхідного шару;

M – кількість нейронів другого шару;

v_k – вага синаптичних зв'язків, що не підлягають настроюванню;

$e(t+1)$ – похибка прогнозування.

Визначення оцінки якобіану системи $\frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)}$ проводиться при використанні нейронечіткого емулятору об'єкта моделювання.

Алгоритм функціонування інформаційної системи прогнозування енергетичних навантажень гірничо-збагачувальних комбінатів:

1. При старті з першої пари даних $\langle x_1, y_1 \rangle$ створюється перший кластер з центром $\tilde{n}_1 = x_1$. Приймається, що $w_1 = y_1$ й потужність множини $L_1 = 1$.

Позначимо граничну евклідову відстань між вектором x і центром c_i , при якому дані будуть трактуватися як приналежні до створеного кластера, символом r .

2. Після зчитування k -ї навчальної пари $\langle x_k, y_k \rangle$ розраховуються відстані між вектором x_k і всіма існуючими центрами $\|x_k - c_l\|$ для $l=1,2,\dots,M$. Якщо $\|x_k - c_{l_k}\| > r$, то створюється новий кластер з координатами:

$$c_{M+1}(k) = x_k ; \quad (5)$$

$$w_{M+1}(k) = y_k ; \quad (6)$$

$$L_{M+1}(k) = 1 . \quad (7)$$

Параметри створених до цього кластерів не змінюються: $w_l(k) = w_l(k-1)$, $L_l(k) = L_l(k-1)$ для $l=1,2,\dots,M$.

Якщо $\|x_k - c_{l_k}\| \leq r$, то дані включаються в l_k -й кластер, параметри якого уточнюють відповідно до модифікованого адаптивного алгоритму настроювання параметрів нейронечіткої мережі Ванга-Менделя [6]:

$$w_{l_k}(k) = \frac{[w_{l_k}(k-1) + y_k]}{2} ; \quad (8)$$

$$L_{l_k}(k) = L_{l_k}(k-1) + 1 ; \quad (9)$$

$$c_{l_k}(k) = \frac{c_{l_k}(k-1) + x_k}{2} . \quad (10)$$

3. Розраховується вихід системи згідно результуючої функції котра апроксимує вхідні дані моделі [6].

4. В період часу Td_Σ проводиться накопичення інтегральної похибки функціонування системи і динамічне настроювання параметрів нейроморфної структури Ванга-Менделя відповідно до розробленого методу.

5. Система переводиться на виконання шагів 1–4 за умови збільшення інтегральної похибки керування.

Імітаційне тестування розробленої структури короткотривалого нейронечіткого прогнозу електроспоживання.

З метою тестової оцінки ефективності роботи розробленої системи нейронечіткого прогнозу електроспоживання підрозділами ГЗК для навчання використано вхідні дані наведені в табл. 1. В якості вихідного значення прийнято фактичне електроспоживання РЗФ-1 (тис. кВт·год).

Навчання здійснюється ітераційним методом шляхом послідовного пред'явлення вхідних векторів (табл. 1) з одночасною адаптацією ваг. У процесі навчання ваги мережі поступово стають такими, при яких кожен вхідний вектор виробляє вихідне прогнозне значення на наступний інтервал.

Згідно з отриманими значеннями кластер-оцінок на рис. 1 наведено відповідні функції приналежності п'яти вхідних і однієї вихідної змінної після навчання нейронечіткої системи.

Таблиця 1

Приклад навчальних кортежів для проведення тестової оцінки ефективності роботи нейронечіткої системи прогнозу

Витрати ЕЕ			Період	
			I.2011	II.2011
РЗФ-1	Фактична витрата електроенергії (тис. Квт·г)	Всього	21073	18656
		Концентрат	20800	18410
		Склад	93	84
		Освітлення	160	145
РЗФ-2		Всього	40964	34410,64
		КЗ	23660	19700
		КЗВ	16272	13796,64
Видобуток руди		тис. м ³	491,3	481,4
Виробництво. (тис. тон)			311,8	290
Температура зовн. повітря (°C)			-4,4	-6,1

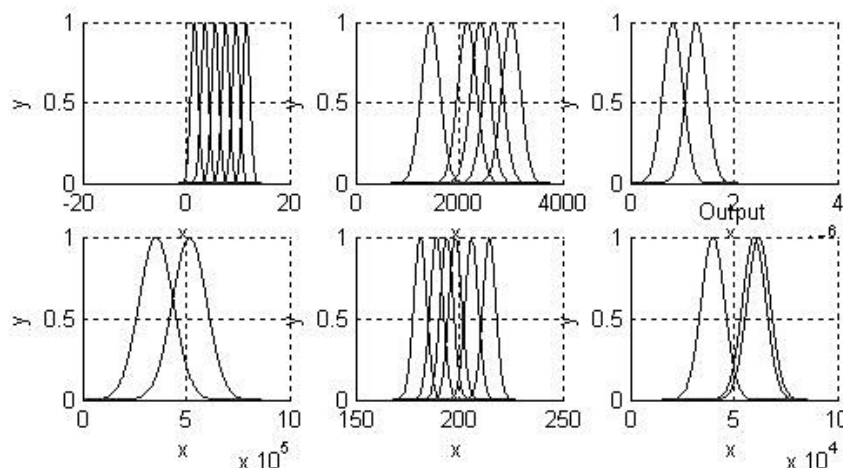


Рис. 1. Функції приналежності п'яти вхідних і однієї вихідної змінної після навчання нейронечіткої системи

Прогнозоване і фактичне значення електроспоживання РЗФ-1 ГЗК наведено на рис. 2. Окремим графіком зображена зміна відносної похибки прогнозу. Середнє значення MAPE-похибки склало 2,54 %.

Якість прогнозування розробленої нейронечіткої системи прогнозу оцінюється показником відсоткової похибки MAPE (Mean Absolute Percentage Error):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|Pt - \overline{Pt}|}{Pt} \cdot 100\% , \tag{11}$$

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

Точність отриманого прогнозу варто визнати задовільною (в 100 % випадків похибка не перевищила 5 %). Аналіз результатів прогнозування енергоспоживання розробленою нечіткою нейромережевою структурою дозволяє стверджувати про підвищення ефективності

екстраполяції даних на 15 % в порівнянні з відомими аналогами і можливість використання розроблених структур в якості нейронечітких моделей енергоємних об'єктів при динамічному плануванні енергетичних аудитів.

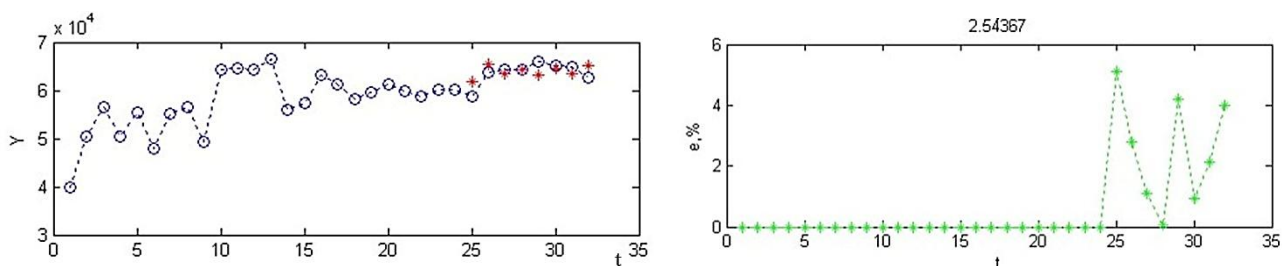


Рис. 2. Прогнозоване і фактичне значення електроспоживання РЗФ-1 ГЗК (де * – прогнозне значення електроспоживання РЗФ-1)

ВИСНОВКИ

Аналіз результатів функціонування розробленої системи нейронечіткого прогнозу електроспоживання дозволяє зробити наступні висновки: запропонована методика попередньої статистичної обробки вхідної інформації дозволяє підвищити точність прогнозування в умовах скорочених статистичних вибірок на 15 %; розроблений метод побудови нечітких нейромережних інформаційних моделей забезпечує розширення розмірності простору вхідних даних для забезпечення короткотривалого квантитативного прогнозування енергоспоживання з покращеними узагальнюючими властивостями; розроблений метод побудови нейромережних моделей на основі структури Ванга-Менделя забезпечує автоматичну кластеризацію вхідних даних в on-line режимі; запропонований метод прогнозу дозволяє синтезувати моделі об'єктів технологічних комплексів з невідомим математичним описом; структура і алгоритм функціонування розробленої системи орієнтований на функціонування в умовах наявності похибок контрольних показників; формування базових законів функціонування системи прогнозу може проводитись з урахуванням знань і навичок оперативного персоналу; структура системи орієнтована на спрощену процедуру проектування; алгоритм функціонування системи забезпечує низькі вимоги до розрахункових витрат.

Результати промислових випробувань розробленої нейронечіткої системи прогнозування енергетичних навантажень гірничо-збагачувальних комбінатів підтверджують ефективність її застосування в інформаційній системі нормування електроспоживання рудозбагачувальними фабриками ГЗК, що дозволить системно впроваджувати заходи з енергозбереження на гірничозбагачувальних підприємствах і знизити електроспоживання структурними підрозділами гірничо-збагачувальних підприємств до 2 %.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Гнатюк В. И. Закон оптимального построения техноценозов. Выпуск 29. Ценологические исследования / В. И. Гнатюк. – М. : Изд-во ТГУ – Центр системных исследований, 2005. – 384 с.
2. Кудрин Б. И. Проблемы создания и управления ценозами искусственного происхождения / Б. И. Кудрин // Кибернетические системы ценозов : Синтез и управление. – М. : Наука, 1991. – С. 5–17.
3. Фуфаев В. В. Ценологическое определение параметров электропотребления, надежности, монтажа и ремонта электрооборудования предприятий региона / В. В. Фуфаев. – М. : ЦСИ, 2000. – 320 с.
4. Аналіз енергетичних режимів роботи основних цехів ВАТ «ПівнГЗК» : звіт з НДР / Криворізький техн. університет. – № 1238. – Кривий Ріг, 2003. – 150 с.
5. Розроблення методу та програмного забезпечення нейронечіткого планування енергетичного аудита на об'єктах енергоємних виробництв : звіт з НДР № Ф11/11-2006 на виконання НТП GP/F11/0002 / Криворізький техн. університет. – Кривий Ріг, 2006. – 250 с.
6. Osowski S. Sieci neuronowe do przetwarzania informacji. Oficyna wydawnicza politechniki warszawskiej, Warszawa, 2000. – P. 124–128.