УДК 621.311.001.57

В.П. Щокін, проф., д-р техн. наук, О.В. Щокіна, ст. викл.
ДВНЗ «Криворізький національний університет», м. Кривий Ріг

ARMABiS-модель процесу електроспоживання рудозбагачувальними фабриками ГЗК

Наведені результати синтезу нейроморфної авторегресійної моделі процесу електроспоживання підрозділами гірничозбагачувальних комбінатів. Результати промислових випробувань розробленої моделі підтверджують ефективність її застосування в інформаційній системі нормування електроспоживання рудозбагачувальними фабриками ГЗК, що дозволить системно впроваджувати заходи з енергозбереження на гірничозбагачувальних підприємствах.
авторегресійна модель, електроспоживання, енергозбереження

Постановка проблеми у загальному вигляді. В статті наведено результати першого етапу науково-дослідної роботи, яка фінансується ВАТ «ПівдГЗК» (м. Кривий Ріг) згідно договору №*** від ****. Мета роботи – розробка методу нормування електроспоживання рудозбагачувальними фабриками гірничозбагачувального комбінату з метою системного впровадження заходів з енергозбереження.

Очікувані результати: при впровадженні розробленого методу нормування

© В.П. Щокін, О.В. Щокіна, 2012

електроспоживання на енергоємних виробництвах буде спостерігатися зменшення витрат на проведення планово-попереджувальних ремонтів до 40% та зниження енергоспоживання структурними підрозділами гірничозбагачувальних підприємств до 2%.

Економічний ефект досягається за рахунок: підвищення надійності нормування електроспоживання об'єктами при застосуванні методики ARMABiS-прогнозування; виявлення об'єктів і підрозділів, що споживають електроенергію нераціонально 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 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 матеріалоємності ремонтних робіт.

Найбільш близьким рішенням, обраним в якості прототипу, є методика 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, 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 [3] 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.

Задачею даної роботи є удосконалення прототипу за рахунок використання ARMABiS-прогнозування [4] електроспоживання інфраструктурою, що дозволяє зменшити похибку екстраполяції, підвищити ефективність динамічного планування енергетичних аудитів на енергоємних об’єктах за рахунок розробки методу оцінювання енергетичного стану з урахуванням комплексного впливу різноманітних чинників.

Послідовна реалізація розробленого методу оптимального керування електроспоживанням функціональними групами техноценозів з ARMABiS-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 "ПівнГЗК" (м. Кривий Ріг) [5].

Як зазначено вище, нормування електроспоживання об’єктами гірничозбагачувальних підприємств та планування енергетичних аудитів ґрунтується на використанні системи ефективного ARMABiS-прогнозу електроспоживання. Наукове обґрунтування ефективності нейронечіткого прогнозу електроспоживання об'єктами інфраструктури проведено в рамках виконання НДР за договором № Ф11/11-2006 [6].

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 - прогнозування 24-годинних навантажень Польської електроенергетичної системи (PSE), вирішена в роботах С.Осовского [7]. Облік властивостей прогнозування персептронними мережами дає можливість використовувати визначену повторюваність вибірок в залежності від дня тижня і місяця. У роботі [7] 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 [5] статистичних досліджень встановлено, що розподіл по чотирьом типам днів хоча і знижує похибку навчання нейромережі, однак збільшує похибку 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 до сезонів.

ARMABiS-модель процесів електроспоживання. У сучасній науковій літературі при висвітленні питань нейропрогнозування, а саме в описах методів синтезу структур нейроідентифікації динаміки об'єктів, використовують таку інтерпретацію апроксимуючих властивостей штучних нейронних мереж (ШНМ):

$$\hat{y}(k+1) = F(u_k, z^{-1}u_k, \ldots, z^{-m}u_k; \hat{y}_k, z^{-1}\hat{y}_k, \ldots, z^{-n}\hat{y}_k; w_i^{(l)}), \quad (1)$$

де в якості вектора стану ШНМ приймають вектор:

$$col\left(y, z^{-1}\hat{y}, \ldots, z^{-n}\hat{y}\right) = col\left(\hat{x}_n(k), \hat{x}_{n-1}(k), \ldots, \hat{x}_1(k)\right), \quad (2)$$

де z^{-1} – оператор зсуву.

Результатом ідентифікації динамічної моделі процесів електроспоживання, в сенсі наближення функцій виходу $\hat{y}(t)$ і $y(t)$ з точністю до похибки навчання нейронної мережі $\hat{e}(t) = y(t) - \hat{y}(t)$, є параметрично синтезовані, згідно з певним алгоритмом, значення вагових коефіцієнтів синоптичних зв'язків $w_i^{(l)}$ в шарах ШНМ $l = \overline{1, K}$ з оцінкою вектора стану об'єкта, який прийнято [7] описувати параметрично недовизначеним нелінійним диференційним рівнянням виду:

$$y(k+1) = f[y(k), y(k-1), \ldots, y(k-n+1); u(k), \ldots, u(k-m+1)]. \quad (3)$$

Нами пропонується розглядати функції, які виконує ШНМ в структурі системи прогнозування з точки зору проекції властивостей дискретного фільтра, який виконує перетворення вхідної послідовності чисел $y(mT)$ у вихідну $u(mT)$ $(m = 0,1,\ldots,N)$. У даному випадку різницеве рівняння (1) з урахуванням заміни неперервного аргументу буде мати такий вигляд:

$$u(mT) = \sum_{k=0}^{N} \beta_k y\left[(m-k)T\right] - \sum_{k=1}^{N} \alpha_k u\left[(m-k)T\right]. \quad (4)$$

Співставлення рівнянь (3) та (4) дозволяє довести, що параметрично

недовизначене нелінійне диференційне рівняння (3) є узагальненою формою рівняння дискретного фільтра (4), якщо врахувати, що вагові коефіцієнти $\beta_k(k=0,1,2,...,N)$ та $\alpha_k(k=0,1,2,...,N)$ можуть бути визначені на базі застосування апроксимуючих властивостей інтелектуальних елементів з урахуванням мінімізації квадратичного функціонала

$$J(\varepsilon_u)=0,5\varepsilon_u^T\varepsilon_u \quad . \tag{5}$$

Рівняння (4) у дискретній формі має вид:

$$y[i]=\sum_{j=0}^{q}\alpha_j x[i-j]-\sum_{k=1}^{p}\beta_k y\left[i-k\right]+\varepsilon[i] \quad . \tag{6}$$

Оскільки відсутня явна залежність вектора ε_u і функції $J(\varepsilon_u)$ у функціоналі (5) від вагових коефіцієнтів $\alpha_0,\alpha_1,\alpha_2...\alpha_n$, помилка ε_u у процедурі адаптації моделі (6) перераховується в узагальнені помилки $\delta^{(1)}$, які явно залежать від значень $\alpha_0...\alpha_1$. При цьому адаптація вагових коефіцієнтів моделі (6) на кроці *[i+1]* виробляється відповідно до наступного шаблону:

$$\alpha_j[i+1]=\alpha_j[i]-h\beta^{(i-j)}[i]\Lambda^{(j)}[i] \quad , \tag{7}$$

де $\beta^{(i-j)}$ – розподілений лаг регресора, h - швидкість настроювання,

$$\alpha_j[i]=\alpha_j[i-1]+h\cdot\varepsilon_u[i]\cdot\beta[i-j-1] \quad , \quad j=0,1...1\,,\ \lambda>0 \quad . \tag{8}$$

Адаптаційна помилка $\varepsilon_u[i]$ визначається як різниця еталонного значення і фактичного виходу моделі на *i*-ої ітерації.

З урахуванням адаптивних властивостей моделі (6), які забезпечуються нейроморфним настроюванням вагових коефіцієнтів $\alpha_0,\alpha_1,\alpha_2...\alpha_n$ дані дискретні адаптивні структури, що характеризують адаптивні ARMA-процеси, скорочено запропоновано [4] називати ARMABiS (AutoRegressive with Moving Average Brain-inspired Systems).

Застосування ARMABiS-моделей процесів електроспоживання в методиці оптимального керування електроспоживанням підрозділами гірничозбагачувальних підприємств дозволяє відокремитись від визначеного загального тренда, обумовленого технологічними і технічними змінами виробництва, оскільки модель 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 і інше.

Додатково позначаємо середнє значення енергетичного режиму підрозділу комбінату в *j*-й день *Pm(j)*, а його варіацію - $\sigma(j)$, що дає змогу визначити годинний профіль *j*-го дня:

$$p(j,h) = \frac{P(j,h) - Pm(j)}{\sigma(j)}, \tag{9}$$

де *h*- 1, 2, . . 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 на базі ARMABiS-моделей процесів електроспоживання, за початкову точку відліку прийняті часи з найбільш стабільним навантаженням у масштабах року. Якість прогнозування розробленої ARMABiS-структури оцінюється показником відсоткової похибки *MAPE* (Mean Absolute Percentage Error)

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{\left|Pt - \overline{Pt}\right|}{Pt}\cdot 100\%, \tag{10}$$

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

Розроблена структура прогнозу пройшла промислові випробування в умовах щомісячного прогнозу енергоспоживання комбінатом ВАТ "ПівдГЗК", і була доведена ефективність її використання в інформаційній системі оптимального керування електроспоживанням РЗФ ГЗК а саме: MAPE-похибка моделі, в режимі робочого функціонування, не перевищує 1,5%; вхідний вектор моделі охоплює досить широкий спектр інформативних параметрів, що забезпечує зниження похибки узагальнення; модель забезпечує динамічне прогнозування з урахуванням попередніх навчаючих кортежів.

Висновки і перспективи подальших робіт у даному напрямку.

В статті наведено результати побудови ARMABiS-моделі процесу електроспоживання підрозділами гірничозбагачувальних комбінатів, яка може бути ефективно застосована в інформаційній системі нормування електроспоживання рудозбагачувальними фабриками ГЗК з метою системного впровадження заходів з енергозбереження на подібних підприємствах. Подальші роботи будуть спрямовані на розробку інформаційної системи планування енергетичних аудитів 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. – Выпуск 29. Ценологические исследования. – М.: Изд-во ТГУ – Центр системных исследований, 2005.
4. Щокін В.П. Адаптивне керування агломераційним комплексом на основі авторегресійних структур з регуляризацією: автореф. дис. ... д-ра техн. наук : 05.13.07/ Вадим Петрович Щокін : ДВНЗ «Криворізький національний університет» - Кривий Ріг : 2012. – 40с.

5. Аналіз енергетичних режимів роботи основних цехів ВАТ «ПівнГЗК»: Звіт з НДР/ Криворізький техн. університет. – № 1238. – Кривий Ріг, 2003.-150 с.
6. 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.
7. Osowski S. Sieci neuronowe do przetwarzania informacji. Oficyna wydawnicza politechniki warszawskiej, Warszawa, 2000. - Pp. 124-128.

В. Щекин, О.Щекина

ARMABiS-модель процесса электропотребления рудообогатительных фабрик ГОК

Приведены результаты синтеза нейроморфной авторегрессионной модели процесса электропотребления подразделениями горнообогатительных комбинатов. Результаты промышленных испытаний разработанной модели, подтверждают эффективность ее применения в информационной системе нормирования электропотребления рудообогатительными фабриками ГОКов, что позволит системно внедрять мероприятия связанные с энергосбережением на горнообогатительных предприятиях.

V. Shchokin, O..Shchokina

ARMABiS-model of process electro-consumption iron-stone enriching Ore Mining and Processing Plant

The results of synthesis of Neural-AutoRegressive model of process of electro-consumption subdivisions of Ore Mining and Processing Plant. Results of industrial tests of the developed model, confirm efficiency of its application in the informative system of setting norms electro-consumption the Ore Mining and Processing Plant, that will allow system to inculcate measures related to energy-economy on Ore Mining and Processing Plant.