

ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ В ЗАДАЧАХ МОНІТОРИНГУ ЕНЕРГОЗБЕРІГАЛЬНИХ ПРОЄКТІВ

Вступ

В ході реалізації проєктів з енергозбереження одними з головних завдань є забезпечення безаварійної роботи енергоефективного обладнання і досягнення запланованого рівня економії паливно-енергетичних ресурсів (ПЕР). Враховуючи це на першій план виступає потреба проведення якісного моніторингу проєктів з енергозбереження [1].

Під моніторингом проєктів з енергозбереження розуміється процес розрахунку економії ПЕР, визначення відповідності запланованих показників економії ПЕР фактичним, слідкування за роботою енергоефективного обладнання (ЕЕО), виявлення порушень в його роботі, надання рекомендацій обслузі щодо їх усунення [2].

Процес моніторингу значно ускладнюється для великомасштабних проєктів, що передбачають впровадження ЕЕО на великій кількості об'єктів, наприклад, в масштабах району чи міста. Прикладом такого проєкту є «Проєкт енергозбереження в адміністративних і громадських будівлях м. Києва», що передбачав реконструкцію теплових пунктів, встановлення теплоточильників, рефлекторів і ущільнювачів на більше, ніж 1000 об'єктах [3].

В статті викладені можливі варіанти вирішення завдань моніторингу енергоспоживання, зокрема розглядається можливість використання нейронних мереж.

Постановка задачі

Зважаючи на велику кількість об'єктів, задіяних в проєкті «Енергозбереження в адміністративних і громадських будівлях м. Києва» при проведенні моніторингу виникає ряд завдань:

- своєчасна діагностика роботи ЕЕО;
- визначення об'єктів, що потребують першочергового обстеження;
- надання рекомендацій щодо поліпшення роботи ЕЕО;
- своєчасне усунення недоліків.

Необхідно розробити систему обробки даних про теплоспоживання об'єктів, задіяних в проєкті «Енергозбереження в адміністративних і громадських будівлях м. Києва», що дозволить покращити ефективність проведення моніторингу і підвищити оперативність виявлення відхилень від проєкту в роботі ЕЕО.

Розглянемо можливі шляхи вирішення цих завдань:

1. Найбільш ефективним моніторинг може бути в разі, коли за кваліфікованим спеціалістом закріплена невелика кількість об'єктів (до 20), по яких він володіє повною інформацією. Причому бажано, щоб цей спеціаліст міг не тільки констатувати факт відхилення від проєкту, а й уміти ліквідувати недоліки в його запровадженні.

Основним недоліком такого підходу є великі трудовозатрати. Так, для моніторингу 1000 об'єктів необхідно близько 50 спеціалістів, що практично складно реалізувати.

2. Другий підхід пов'язаний з використанням автоматизованих систем контролю. Перевагами даного підходу є оперативність, зменшення трудовозатрат. До недоліків можна віднести високу вартість згаданих систем.

3. Третій підхід пов'язаний з використанням непрямих методів визначення рівня енергоефективності роботи обладнання. Незважаючи на гіршу оперативність порівняно з автоматизованими системами контролю, зазначений підхід дозволяє досить ефективно відслідковувати роботу ЕЕО [2, 4, 5, 6, 7, 8]. Головною його перевагою є менша, порівняно з попередніми варіантами, вартість. Окрім цього, напрацьовані в ході проведення такого моніторингу методи і методики можуть бути використані при розробці програмного забезпечення для автоматизованих систем контролю.

Для визначення відхилень від проєкту в роботі енергозберігального обладнання першочерговою задачею є побудова еталонної математичної моделі об'єкта, що споживає енергетичні ресурси. Порівняння фактичних параметрів енергоспоживання з еталонними

дозволить ідентифікувати проблемні об'єкти і своєчасно вжити заходів щодо покращення показників економії енергоресурсів. В [10] було запропоновано для вирішення подібних задач використовувати типові графіки теплоспоживання, що по суті є усередненими за декілька років графіками теплоспоживання для групи подібних споживачів теплової енергії. Але, зважаючи на те, що на величину споживання теплової енергії впливає велика кількість чинників (зокрема температура зовнішнього повітря), постає задача врахування впливу вказаних факторів.

Розглянемо основні задачі, що повинні бути вирішені при застосуванні третього підходу:

1. Маємо множину об'єктів, що споживають енергетичні ресурси і характеризуються наступними ознаками:

- > призначення об'єкта;
- > площа;
- > теплоспоживання.

Зважаючи на велику кількість однотипних об'єктів, необхідно провести їх групування відповідно до вказаних вище ознак. Виникає задача класифікації або навчання без учителя, коли необхідно знайти множину класів. Вона характеризується наступною трійкою:

$$\langle \Omega, A, P \rangle, \quad (1)$$

де A – множина класів;
 Ω – простір ознак;
 P – правила класифікації.

Як простір ознак прийняте призначення об'єкта і квартальне теплоспоживання за 3 останні роки. Необхідно знайти множину класів.

2. Маємо множину класів A , до яких віднесені об'єкти, що розглядаються. Необхідно побудувати модель річного графіка теплоспоживання для кожного класу, що враховував би зовнішні і внутрішні фактори.

$$Q_i = f(i, Ef, If), \quad (2)$$

де Q_i – типове теплоспоживання для i -го класу;
 i – номер класу;
 Ef – множина зовнішніх факторів;
 If – множина внутрішніх факторів.

Алгоритм класифікації з застосуванням мережі Кохонена

Серед різноманітних математичних моделей одними з найбільш гнучких і зручних в застосуванні є нейронні мережі Кохонена та нечіткі нейронні мережі [4, 6, 8., 9, 10].

Розглянемо процес класифікації об'єктів з застосуванням мережі Кохонена.

Вхідними даними є вектор параметрів об'єкта. Результатом роботи мережі буде код класу, до якого належить пред'явлений на вході об'єкт. У нейромережах прийнято кодування номером каналу. Тому мережа матиме N виходів, за числом класів, і чим більше значення прийматиме вихід номер m_0 , тим більше "упевненість" мережі в тому, що вхідний об'єкт належить до класу m_0 .

Для оцінки належності об'єкта до класу обирається евклідова міра близькості [9, 10].

В цьому випадку ядро класу, що мінімізує суму мір близькості для об'єктів цього класу, збігається з центром тяжіння об'єктів:

$$c^{m_0} = \frac{1}{N(m_0)} \sum_{p: m(p)=m_0} x^p, \quad (3)$$

де $N(m_0)$ – число об'єктів x^p в класі m_0 .

Під час розбиття на класи повинна бути мінімізована сумарна міра близькості для всієї множини $\{x^p\}$ вхідних об'єктів:

$$D = \sum_p \sum_i (x_i^p - c_i^{m(p)})^2 = \sum_p [(X^p, X^p) - 2(X^p, C^{m(p)}) + (C^{m(p)}, C^{m(p)})] \quad (4)$$

– розписаний скалярний добуток. У цій сумі два доданки не залежать від способу розбиття і постійні: $\sum_p (X^p, X^p) = const$, $\sum_p (C^{m(p)}, C^{m(p)}) = const$ (під X^p і $C^{m(p)}$ розуміються вектори, що характеризують відповідно об'єкт і центр класу).

Тому завдання пошуку мінімуму еквівалентне пошуку максимуму виразу:

$$\min D \rightarrow \max \sum_p \sum_i x_i^p c_i^{m(p)} \quad (5)$$

Сума $\sum_i x_i^p c_i^m$ дуже нагадує зважену суму $NET_{ij} = \sum_i w_{ij} x_{ij}$, що розраховується формальним нейроном. Виберемо X^p як вхідні сигнали і компоненти ядер c_i^m як вагові коефіцієнти w_{ij} . Тоді кожен формальний нейрон з числом входів, рівним числу компонентів у вхідному векторі, даватиме на виході одну з сум $D^{m,p}$.

Щоб визначити клас, до якого належить об'єкт, потрібно вибрати серед всіх нейронів даного шару один з максимальним виходом — це здійснює інтерпретатор.

Нечітка нейронна мережа архітектури ANFIS

Розглянемо нечітку нейронну мережу з механізмом логічного висновку, запропонованого Сугено на базі правил ЯКЩО-ТО, яка отримала назву мережі ANFIS (*Adaptive Network Based Fuzzy Inference System*) [8]. Дана система може бути успішно використана для налаштування функції належності та настройки бази правил в нечіткій експертній системі. Нижче показана модель нечіткого висновку Сугено та структурна схема мережі ANFIS (Рис. 1).

Вихід мережі для функції двох змінних розраховується як:

$$f = \frac{w_1 f_1 + w_2 f_2}{w_1 + w_2} = \bar{w}_1 f_1 + \bar{w}_2 f_2, \quad (6)$$

де f_1 і f_2 — функції 4-го шару нечіткої мережі:

$$\begin{aligned} f_1 &= a_1 x + b_1 y + r_1, \\ f_2 &= a_2 x + b_2 y + r_2. \end{aligned} \quad (7)$$

Параметри a і b можуть бути рівними 0, тоді виходом 4-го шару будуть сталі.

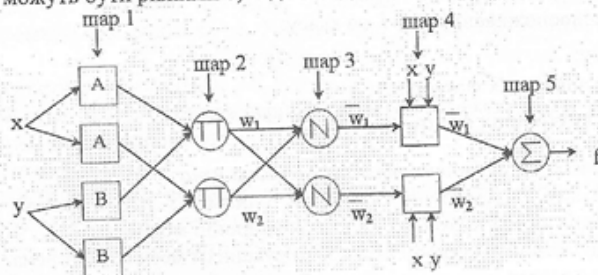


Рис. 1. Еквівалентна структура нейронної мережі ANFIS

ANFIS мережа використовує наступну базу правил:

якщо $x = A_1$ та $y = B_1$ то $f_1 = a_1 x + b_1 y + r_1$,

якщо $x = A_2$ та $y = B_2$ то $f_2 = a_2 x + b_2 y + r_2$,

де A_i та B_i є лінгвістичними змінними.

Шари даної нечіткої нейронної мережі виконують такі функції:

Шар 1. Кожен нейрон даного шару є нейроном, що перетворює вхідний сигнал x чи y за допомогою функції належності (фазифікатор). Найчастіше використовують дзвіноподібну функцію:

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left[\frac{x - c_i}{a_i} \right]^2}, \quad (8)$$

чи функцію Гаусса:

$$\mu_{A_i}(x) = \exp \left[- \left(\frac{x - c_i}{a_i} \right)^2 \right]. \quad (9)$$

Шар 2. Кожен нейрон в цьому шарі, позначений як Π , здійснює множення вхідних сигналів, моделюючи логічну операцію AND і посилає на вихід

$$w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y), i = 1, 2. \quad (10)$$

По суті кожен нейрон представляє активуючу силу правила. (Фактично, в даних нейронах може бути використаний будь-який оператор T -норми, що узагальнює операцію AND).

Шар 3. Кожен нейрон в даному шарі, позначений як N , обчислює нормовану силу правила:

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1, 2. \quad (11)$$

Шар 4. В даному шарі в нейронах формуються значення вихідних змінних:

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (a_i x + b_i y + r_i). \quad (12)$$

Шар 5. В останньому шарі отримується вихідний сигнал нейронної мережі та виконується деафазифікація результатів:

$$O_i^5 = \text{overall output} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i}. \quad (13)$$

Алгоритм контролю за теплоспоживанням

1. Попередній розподіл об'єктів залежно від призначення.

2. Розподіл об'єктів на підгрупи за допомогою нейронної мережі Кохонена.

Визначення критеріїв, що використовуватимуться для розподілу.

Побудова нейронної мережі Кохонена, що має кількість входів, рівну кількості критеріїв, за якими відбувається розподіл, а кількість нейронів шару Кохонена – кількості можливих підгруп.

Розподіл об'єктів на підгрупи.

3. Побудова математичної моделі теплоспоживання для об'єктів по яких є дані щодо теплоспоживання за період після впровадження енергозберігальних заходів не менше, ніж за рік.

Визначення вхідних параметрів моделі.

Навчання нечіткої нейронної мережі.

4. Контроль за теплоспоживанням.

Фактичні дані за розрахунковий період порівнюються з виходом моделі при аналогічних умов.

Для об'єктів, по яких даних для побудови моделі недостатньо, використовується усереднена модель для підгрупи, в яку вони входять.

5. В міру накопичення даних будуються моделі для всіх об'єктів.

Результати моделювання

В результаті проведення групування бюджетних установ (1178 об'єктів) з використанням нейронної мережі Кохонена було визначено 160 підгруп з аналогічними показниками теплоспоживання. Як критерій, що використовувався для групування, було вибрано квартальне теплоспоживання об'єкта, усереднене за 3 останні роки. Для однієї з найбільш чисельних підгруп, в яку увійшли 15 дитячих садків, була побудована математична модель на основі нечіткої нейронної мережі. Впровадження енергозберігальних заходів, а саме встановлення модульних індивідуальних теплових пунктів, в зазначених об'єктах відбувалося протягом 2002-2005 років.

Вхідними змінними моделі є порядковий номер місяця, температура зовнішнього повітря та площа закладу. Для навчання нечіткої нейронної мережі використовувалися дані щодо зазначених вище параметрів, а також щодо теплоспоживання об'єктів за 2002-2005 роки для всіх об'єктів підгрупи (період, що використовувався для навчання моделі, залежав від часу впровадження енергозберігальних заходів для конкретного об'єкта).

Побудована модель є по суті своїй типовим графіком теплоспоживання для групи об'єктів, що враховує як температуру зовнішнього повітря, так і особливості самого об'єкта (його площу). Це дозволяє більш точно оцінити відхилення в роботі ЕЕО.

Застосування нечітких нейронних мереж дає змогу коригування моделі в міру накопичення нових даних.

Приклад побудови графіка теплоспоживання дитячого закладу м. Кисва наведено на рис. 2.

Висновки

1. Використання нейронних мереж дозволяє зменшити витрати на проведення моніторингу енергоспоживання великої кількості об'єктів.

2. Нечіткі нейронні мережі при побудові моделі енергоспоживання дозволяють враховувати велику кількість зовнішніх і внутрішніх факторів.
3. Комбіноване використання мереж Кохонена і нечітких нейронних мереж дозволяє будувати типові графіки теплоспоживання, що враховують вплив зовнішніх і внутрішніх факторів.

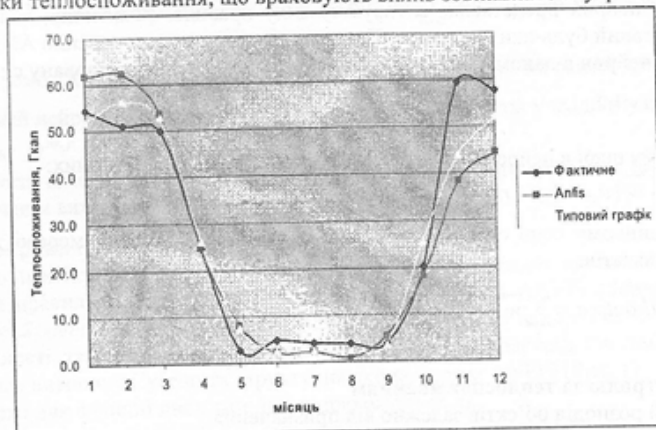


Рис. 2. Теплоспоживання дитячого закладу: фактичне, типове, побудоване з використанням нечіткої нейронної мережі

Література

1. Міжнародний протокол щодо змін характеристик та перевірки заходів з енергозбереження// Департамент Енергетики США, 1997. - 213 с.
2. Комплексный подход и логистика территориального энергохозяйства: единство технических, организационно-экономических и информационных решений/ Е.Г.Гашо, А.В.Коваль, М.И.Постельник// Открытый семинар «Экономические проблемы энергетического комплекса. – М: Институт народнохозяйственного прогнозирования, 2004. – 151 с.
3. Методика оцінки ефективності впровадження проектів з енергозбереження в адміністративних і громадських будівлях м.Києва/ В.І.Дешко, Ю.В.Хоренженко, Ю.В.Шовкалюк та ін.– Академтеплоенергопроект – Київ, 2006. - 12 с.
4. Використання класифікації підрозділів по потенціалу енергозбереження для планування впровадження енергозберігальних заходів/Розен В.П., Чернявський А.В., Литвин В.І., Нац. техн. ун-т України «Київ. політехн. ін-т» – Київ, 2005. – 26 с. – Бібліогр.: 6 назв. – Укр. – Деп. в ДНТБ України 5.06.06, №37 – Ук 2006.
5. Вороновский Г.К. Усовершенствование практики оперативного управления крупными системами в новых экономических условиях. – Х: Изд-во «Харьков». 240 с.
6. Использование современных информационных технологий для повышения эффективности использования электроэнергии/ Розен В.П., Чернявский А.В., Литвин В.И.; Нац. техн. ун-т Украины «Киев. политехн. ин-т» – Киев, 2006. – 18 с. – Библиогр.: 14 назв. – Рус. – Деп. в ГНТБ Украины 5.06.06, № 36 – Ук 2006.
7. Вороновский Г.К., Махотило К.В. Совершенствование алгоритмической базы эволюционного синтеза нейросетевых моделей потребления электрической энергии в коммунально-бытовом секторе/Вести. Национального техн. ун-та «ХПИ». Выпуск 10. – Харьков, НТУ «ХПИ», 2001. С. 427-431.
8. Bing Yu, and Dolf H.C. van Paassen. Fuzzy neural networks model for building energy diagnosis / Eighth International IBPSA Conference. – Eindhoven 2003. – P. 1459 – 1466.
9. Дубровин В.И., Субботин С.А. Эвристический алгоритм классификации и его нейросетевая интерпретация. Радиоэлектроника, информатика, управління. № 1, – 2000.
10. Розен В.П., Литвин В.И. Использование нейронной сети Кохонена для построения типовых графиков потребления тепловой энергии общественными и административными зданиями// Экономическая безопасность государства и интеграционные формы ее обеспечения – К.: Знання України, 2007.–С. 365–368.