

процесу спікання та зростання коефіцієнта корисної дії. Крім того, при цьому досягається значна економія газу за рахунок використання технологічного тепла, одержаного в процесі рекуперації тепла відхідних газів.

Список літератури

1. Астахов А.Г. Справочник агломератчика / А.Г. Астахов, А.И. Мачковский и др. – Київ: Техніка, 1964. – 448 с.
2. Вегман В.Ф. Окискование руд и концентратов / В.Ф. Вегман. – М.: Metallurgiya, 1976. - 223 с.
3. Губанов В.И. Справочник рабочего агломератчика / В.И. Губанов, А.М. Цейтлин. – Челябинск: Metallurgiya, 1987. - 207 с.
4. Мартыненко В.А. Агломерация / В.А. Мартыненко. – М.: Metallurgiya, 1977. - 60 с.
5. Лисенко В.Г., Щелоков Я.М., Ладыгичев М.Г. Топливо. Рациональное сжигание, управление и технологическое использование. - В 3-х книгах. Книга 2 / В.Г. Лисенко, Я.М. Щелоков, М.Г. Ладыгичев / Под ред. В.Г. Лисенко. – М.: Теплотехник, 2004. – 832 с.
6. Савицкая Л.И. Развитие агломерационного производства в странах западной Европы / Л.И. Савицкая. – Черная металлургия. Серия «Подготовка сырых материалов к металлургическому переделу». Обзорная информация. Выпуск 2. – М.: ЦНИ Черметинформации, 1982. – 24 с.
7. Рязанцев А.П. Нагрев агломерационной шихты / А.П. Рязанцев. – М.: Metallurgiya, 1968. - 167 с.
8. Патент №93303 Україна. МПК F27B 21/00 Агломератійна конвеєрна машина / Рудь Ю.С., Кучер В.Г.; Власник ДВНЗ «Криворізький національний університет». – у 2014 04257; заяв. 22.04.2014; опубл. 25.09.2014. - Бюл. № 18.
9. Ishikawa Y. Latest development of sintering technology / Y. Ishikawa, K. Sugawara, Y. Umez. - In Agglomeration-77, v. 2, p. 503-520.
10. Герасимов Л. К.. Основные теплотехнические направления совершенствования работы агломашин / Л. К. Герасимов, Ю.А. Фролов, Б.С. Расин. - Сталь. - 1990. - № 3. - С. 21 – 23.
11. Ветошкин А.Г. Техника и технология обращения с отходами жизнедеятельности. - Часть 2 Переработка и утилизация промышленных отходов / А.Г. Ветошкин. – Москва-Вологда: Инфра-Инженерия, 2019. – 380 с.
12. URL: <http://masters.donntu.org> (дата звернення: 11.11.2019).
13. URL: <http://metalspace.ru/production-science/ecology/813-analiticheskij-obzor-tekhnologii-bref.html> (дата звернення: 11.11.2019).
14. Патент №93303 Україна. МПК F27B 21/00 Агломератійна конвеєрна машина / Рудь Ю.С., Кучер В.Г.; Власник ДВНЗ «Криворізький національний університет». – у 2014 04257; заяв. 22.04.2014; опубл. 25.09.2014. - Бюл. № 18.
15. Крижевский А.З. Влияние предварительного подогрева шихты на производительность агломерационной установки / А.З. Крижевский, Е.Я. Стольберг, В.Г. Кучер // Автоматизация агломерационного и доменного производства. – К.: Техніка, 1969. – с.с. 68-70.

Рукопис подано до редакції 15.11.2019

УДК 681.5:621.311.1

О.О. ГРАММ, асистент, О.І. САВИЦЬКИЙ, канд. техн. наук., доцент
Криворізький національний університет

АВТОМАТИЗОВАНЕ КЕРУВАННЯ ЕНЕРГЕТИЧНИМИ ПОТОКАМИ ГІРНИЧОГО ПІДПРИЄМСТВА З НЕЧІТКИМ ПРОГНОЗУВАННЯМ РІВНЯ СПОЖИВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ

Мета. Метою даної роботи є моделювання і порівняння нейро-нечітких систем прогнозування рівня споживання електричної енергії для визначення залежності між кількістю вхідних змінних нейро-нечіткої системи і точністю прогнозування та виявлення оптимальних параметрів системи прогнозування, які забезпечать зниження середньої процентної похибки прогнозування, що дозволить здійснити подальшу оптимізацію системи прогнозування шляхом зміни вагових коефіцієнтів нечітких правил для підвищення якості автоматизованого керування енергетичними потоками гірничого підприємства.

Методи дослідження. Для вирішення поставленої задачі у роботі використовуються методи теорії систем автоматичного керування виробництвом, методи оптимізації систем автоматичного керування і методи нечіткої логіки.

Наукова новизна. У роботі удосконалено нейро-нечітку систему прогнозування рівня споживання електричної енергії шляхом визначення оптимальної кількості вхідних змінних системи та оптимізації нечітких правил механізму нечіткого вводу-виводу, що дозволило зменшити значення середньої процентної похибки прогнозування на 1,06% у порівнянні з відомими системами.

Практична значимість. Практичне значення роботи полягає у розробці нейро-нечіткої системи прогнозування рівня споживання електричної енергії, що при використанні його в умовах впровадження єдиного енергетичного

ринку приведе до зниження витрат на електричну енергію підприємством та дозволить максимально зменшити ризики виходу рівня споживання енергії за об'єми замовлення та пов'язані з цим фінансові втрати.

Результати. Серед розроблених у даній роботі нейро-нечітких систем прогнозування рівня споживання електричної енергії найкращі результати було показано системою з чотирма вхідними змінними (час, температура, історичне споживання електричної енергії, генерація реактивної енергії), яка в результаті оптимізації нечітких правил механізму нечіткого вводу-виводу дозволило досягти значення середньої відсоткової похибки прогнозування на рівні 1,31%, та дає можливість для подальшої оптимізації системи прогнозування шляхом зміни вагових коефіцієнтів нечітких правил методами алгоритмів пошуку вирішення задач оптимізації.

Ключові слова: автоматизація, прогнозування, попит, електроенергія, енергетична біржа, нечітка логіка, похибка прогнозування.

doi: 10.31721/2306-5451-2019-1-49-132-136

Проблема та її зв'язок з науковими і практичними задачами. Важливість можливості прогнозування навантаження в енергетичних галузях не можна недооцінювати, оскільки використання такої можливості забезпечує споживачам, генераторам і дистриб'юторам енергії майбутній попит на електроенергію, який вирішує велику кількість питань пов'язаних з генерацією, передачею та розподілом енергії, надійністю та економічністю енергомереж і енергоефективністю об'єктів. Для прогнозування рівня споживання навантаження використовуються багато методик, але методи штучного інтелекту (нечітка логіка та штучні нейронні мережі) забезпечують більшу ефективність порівняно зі звичайними методами (наприклад, регресія та аналіз часових рядів). Дана проблема входить до складу «Пріоритетних напрямів розвитку науки і техніки на період до 2020 року», схвалених розпорядженням Кабінету Міністрів України від 04.06.2015, №575.

Аналіз досліджень і публікацій. Для прогнозування електроенергії використовується велика кількість моделей, у даній роботі сконцентруємося на роботах присвячених системам нечіткої логіки, та роботах що досліджують фактори впливу на рівень споживання енергії. У дослідженнях [1] та [2] були використані методи математичного моделювання для прогнозування поведінки споживання енергії через погодні умови, робочий час, дні тижня та час доби. FIS використовувались у моделях прогнозування часових рядів електроенергетики у короткотермінових, півгодинних серіях, погодинних та щоденних у роботах [3] та [4]. Дослідження [5] та [6] показують, що поведінка енергоспоживання в короткотерміновій перспективі чутлива до погодних умов, частини робочого дня, дня тижня та годин дня. З цієї причини першочерговим для системи прогнозування навантаження є використання цих кліматичних змінних, пов'язаних із навантаженням. Автори [7-9] запропонували використовувати комбінацію нечітких системи з часовими рядами у своїх роботах. У роботі, запропонованій авторами [10], використовується нечітка система ANFIS для щорічного прогнозування енергії для таких індустріальних країн, як США, Великобританія, Японія, Франція та Італія. Змінні введення системи - валовий внутрішній продукт (ВВП) та населення. У роботі [11] для прогнозування щомісячного споживання енергії як вхідні змінні запропоновано обрати економічні та кліматичні фактори.

Постановка задачі. Метою роботи є визначення оптимальної кількості вхідних параметрів і нечітких правил механізму нечіткого вводу-виводу системи прогнозування рівня споживання електричної енергії для оптимізації керування енергопостачанням гірничого підприємства в умовах єдиної енергетичної біржі.

Викладення матеріалів та результатів. Перед представленням запропонованих моделей важливо формалізувати форму оціночних моделей. Для оцінки розроблених систем була використана середня процентна помилка (MAPE). MAPE в абсолютних показниках вимірює відхилення реального вимірюваного значення з вихідним значенням моделі. Формула MAPE наведена нижче

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Act(i) - Frc(i)}{Act(i)} \right| \times 100\%$$

де $Act(i)$ - реальне значення споживання активної енергії, $Frc(i)$ - значення, отримане від системи прогнозування.

На даний момент часу не існує єдиної думки щодо кращого набору змінних, що описують функціонування служби розподілу енергії [12]. У даній роботі розглядаються три нечіткі системи прогнозування з різними наборами вхідних даних для порівняння точності їх прогнозу-

вання. Так для першої системи було обрано використання чотирьох змінних: історичне споживання активної енергії, генерація реактивної енергії, час та температура. Друга і третя система використовували аналогічний набір даних, виключаючи генерацію реактивної енергії для другої системи і генерацію реактивної енергії та температуру для третьої. Використані у роботі метеорологічні дані належать метеорологічній станції міста Кривий Ріг (Дніпропетровська область, Україна, широта 48.03, довгота 33.22, висота над рівнем моря 124 м) та були отримані із відкритих джерел. Дані по споживанню та генерації енергії були надані одним з підприємств чорної металургії міста Кривий Ріг. Фрагмент даних, що використовувалися для прогнозування наведено у табл. 1.

Структуру нечітких систем прогнозування зображено на рис. 1. Вхідні параметри проходять процес фазифікації, після чого вихід фазификатора та нечітка база правил потрапляють до механізму нечіткого виведення, що являється серцем системи, так як він обробляє вхідні дані і видає прогнозоване значення навантаження. Система висновку виконує прогнозування за допомогою нечіткої бази правил, підготовленої розробником.

На практиці точність прогнозу залежить від розуміння об'єкта розробником та підготовлених ним правил. Вихід з механізму нечіткого виведення все ще нечіткий за своєю природою. Потім це значення перетворюється в чітке шляхом дефазифікації, що формує чисельний прогноз навантаження.

Таблиця 1
Фрагмент бази даних енерговитрат

Час, год	Істор. спож., кВт×год	Реакт. генер., кВАр×год	Температура, °С
0:00	536,4	12,96	8
02:00	544,32	47,52	6
04:00	536,4	5,76	4
06:00	535,68	5,76	2
08:00	536,4	4,32	4
10:00	534,24	7,2	14
12:00	532,08	10,08	17
14:00	532,08	15,84	20
16:00	534,24	12,96	18
18:00	534,96	14,4	16
20:00	534,24	17,28	12
22:00	535,68	10,08	5

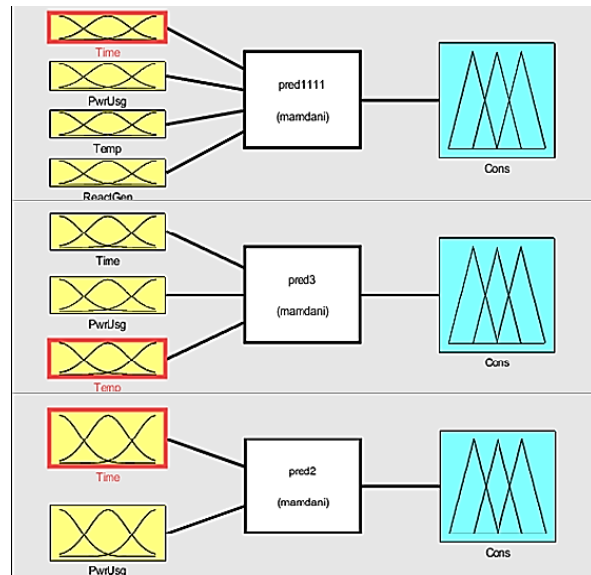


Рис. 1. Структура нечітких систем прогнозування

Фазифікація входів. Першим кроком є вивчення історичних даних усіх параметрів, які використовуються як входи та виходи. Максимальні та мінімальні значення вхідних та вихідних параметрів отримуються та використовуються для процесу термоутворення. Так, наприклад, при фазифікації вхідної змінної "час" використовувався типовий профіль добового споживання активної енергії підприємствами чорної металургії. Виходячи з даного профілю ми отримуємо два піки споживання енергії. Перший пік (М) – з 05:00 до 11:00. Другий пік (Е) – з 15:00 до 21:00. Споживання раннім ранком (ЕМ) – з 00:00 до 04:59. Проміжок між ранковим і вечірнім піками (N) – з 11:01 до 14:59. Споживання пізнім вечером (NT) – з 21:00 до 23:59.

Функція членства - крива, яка відображає ступінь належності кожної точки в просторі введення до даної нечіткої множини у межах від 0 до 1 [21]. У даному дослідженні параметри історичного споживання активної енергії, час, температура і генерація реактивної енергії розглядаються як нечіткі набори або всесвіт дискурсу. Далі вони класифікуються за рівнем і служать підмножиною нечітких наборів. Ряд функцій членства, що використовуються у нечіткій логіці, включає трикутні, трапецієподібні та дзвоникові форми [13]. У цьому дослідженні вибирається нелінійна функція належності через відсутність точок розриву, у яких можливий провал оптимізації. Функції членства для вхідних параметрів системи з чотирма вхідними змінними зображено на рис. 2.

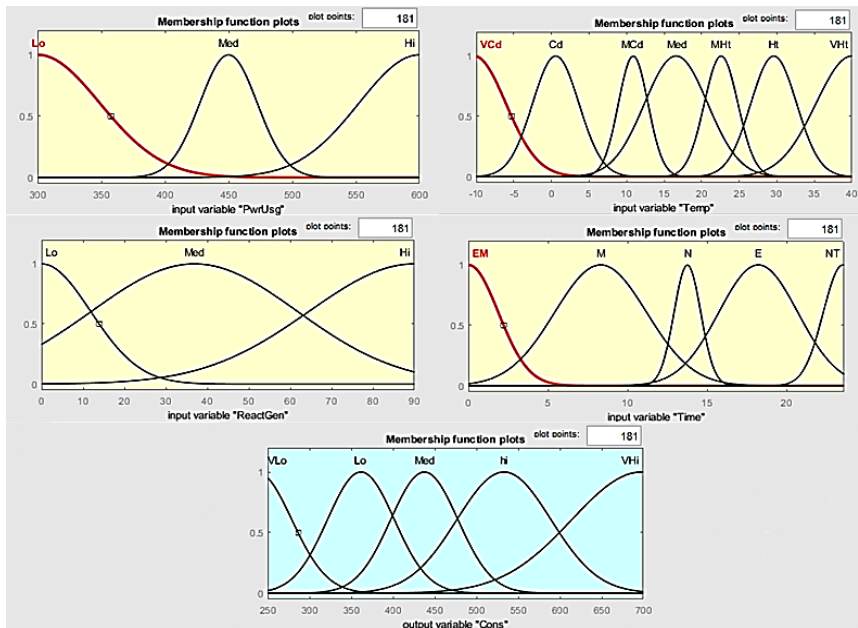


Рис. 2. Вигляд функцій членства для системи з чотирма входами

Формулювання бази нечітких правил є найважливішим аспектом у всій роботі. Результат прогнозування буде залежати від цих правил. Вхідні змінні подаються в механізм нечіткого виводу, і коли застосовуються правила, система виводу опираючись на вхідний сигнал і генерує висновки (вихід). Якщо система використовує дві або більше вхідні змінні, які використовуються як допоміжні засоби, нечіткі оператори такі як AND, OR чи NOT, можуть використовуватися для об'єднання змінних для формування нечітких правил. Так, приклад правил сформованих для системи, що використовує чотири вхідні змінні наведено на рис. 3.

```

306. If (Time is N) and (PwrUsg is Hi) and (Temp is Ht) and (ReactGen is Hi) then (Cons is VHi) (1)
307. If (Time is N) and (PwrUsg is Lo) and (Temp is VHi) and (ReactGen is Lo) then (Cons is Med) (1)
308. If (Time is N) and (PwrUsg is Lo) and (Temp is VHi) and (ReactGen is Med) then (Cons is Med) (1)
309. If (Time is N) and (PwrUsg is Lo) and (Temp is VHi) and (ReactGen is Hi) then (Cons is hi) (1)
310. If (Time is N) and (PwrUsg is Med) and (Temp is VHi) and (ReactGen is Lo) then (Cons is Med) (1)
311. If (Time is N) and (PwrUsg is Med) and (Temp is VHi) and (ReactGen is Med) then (Cons is hi) (1)
312. If (Time is N) and (PwrUsg is Med) and (Temp is VHi) and (ReactGen is Hi) then (Cons is hi) (1)
313. If (Time is N) and (PwrUsg is Hi) and (Temp is VHi) and (ReactGen is Lo) then (Cons is Med) (1)
314. If (Time is N) and (PwrUsg is Hi) and (Temp is VHi) and (ReactGen is Med) then (Cons is hi) (1)
315. If (Time is N) and (PwrUsg is Hi) and (Temp is VHi) and (ReactGen is Hi) then (Cons is VHi) (1)

```

Рис. 3. Фрагмент набору нечітких правил

Вихід системи нечіткого виводу – це сукупність усіх функцій членства, що діють на механізмі виводу. Для отримання його чіткого еквівалента проводять дефазифікацію [14,15]. На рис. 4 показано прогнозований вихід для вибіркового набору даних.

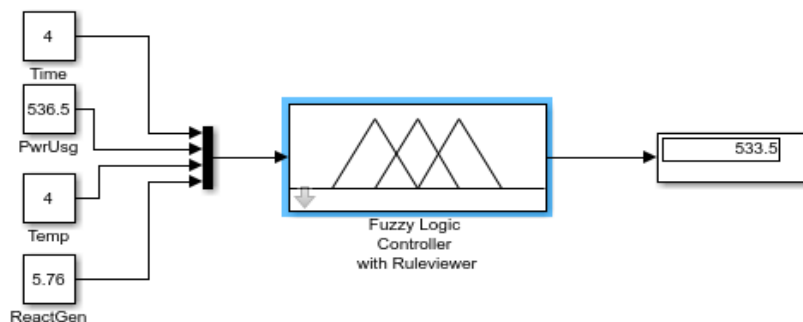


Рис. 4. Моделювання прогнозування споживання навантаження у середовищі Simulink

Табл. 2 відображає прогнозовані значення для розроблених систем прогнозування для тестового фрагменту даних, реальне значення споживання і похибку прогнозування для кожної окремої системи.

Відображення точності прогнозування розроблених систем для фрагменту вхідних даних

Прогноз 3	Прогноз 2	Прогноз 1	Реальне споживання	Похибка 3	Похибка 2	Похибка 1
534	549	432	536,4	0,0044743	-0,02348993	0,194630872
531	417	566	535,68	0,0087366	0,221550179	-0,05660096
534	648	586	535,68	0,0031362	-0,20967742	-0,09393668
534	653	586	536,4	0,0044743	-0,21737509	-0,09246831
502	549	586	535,68	0,0628734	-0,02486559	-0,09393668
498	549	588	532,08	0,0640505	-0,03179973	-0,10509698
531	549	586	530,64	-0,0006784	-0,03459973	-0,10432685
531	417	586	534,24	0,0060647	0,219451932	-0,09688529
534	549	588	534,24	0,0004492	-0,02762803	-0,10062893
534	549	586	533,52	-0,0008997	-0,02901484	-0,09836557
534	549	588	534,96	0,0017945	-0,02624495	-0,0991476
534	549	432	535,68	0,0031362	-0,02486559	0,193548387
Сумарна похибка				0,1576117	-0,20855881	-0,55321459

Висновки і напрямок подальших досліджень. У цій роботі проведено моделювання та порівняння систем нечіткого прогнозування рівня споживання навантаження. Отримані значення середньої процентної похибки для трьох розроблених систем свідчать про те, що стандартна система з двома вхідними змінними (історичне споживання енергії і час) дозволяє отримати задовільний рівень точності прогнозування – значення середньої процентної похибки становить 4,61%. При цьому додання всього однієї додаткової вхідної змінної (температури) дозволяє значно зменшити похибку прогнозування, яка для вказаної системи дорівнює 1,74%. Додання четвертої вхідної змінної, якою виходячи з особливостей споживача, реальні дані якого використовуються для прогнозування було обрано рівень генерації реактивної потужності. Такий вибір вхідних змінних вкупі з ручною оптимізацією бази нечітких правил дозволив знизити середню процентну похибку прогнозування систем нечіткої логіки до рівня 1,31%, що забезпечує зменшення середньої процентної похибки на 1,06% у порівнянні з відомими нечіткими системами прогнозування навантаження. Подальшим кроком у дослідженні є автоматична оптимізація зміни вагових коефіцієнтів нечітких правил різними методами оптимізації та виявлення впливу даної оптимізації на точність прогнозування.

Список літератури

1. Pandian, S. C.; Duraiswamy, K.; Rajan, C. C. A.; Kanagaraj N. Fuzzy approach for short term load forecasting. *Electric Power Systems Research* 2006;76:541-548
2. Serrão, F. C. C. Modelo de previsão de carga de curto-prazo utilizando redes neurais e lógica fuzzy. Master's thesis. Pontifícia Universidade Católica, Brasil, Rio de Janeiro, 2003.
3. Gooijer, de; Jan, G.; Hydman, R. J. 25 years of time series forecasting. *International Journal of Forecasting* 2006;22(3):443-473.
4. Platon, R., Dehkordi, V.R. & Martel, J., 2015. Hourly prediction of a building's electricity consumption using case-based reasoning, artificial neural networks and principal component analysis. *Energy and Buildings*, 92, pp.10–18.
5. Massana, J. et al., 2015. Short-term load forecasting in a non-residential building contrasting models and attributes. *Energy and Buildings*, 92, pp.322–330.
6. Mena, R. et al., 2014. A prediction model based on neural networks for the energy consumption of a bioclimatic building. *Energy and Buildings*, 82, pp.142–155.
7. Song, Q., Chissom, B. S. Forecasting enrollments with fuzzy time series - Part I, *Fuzzy Sets Syst.* 1993;54:1-9.
8. Song, Q., Chissom, B. S. Fuzzy time series and its models, *Fuzzy Sets Syst.* 1993;54:269-277.
9. Song, Q., Chissom, B. S. Forecasting enrollments with fuzzy time series - Part II, *Fuzzy Sets Syst.* 1994;62:1-8.
10. Azadeh V. N. A., Pazuoheshfar, P.; Saberik, M. An Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System for Long-Term Electric Consumption Forecasting (2008-2015): A Case Study of the Group of Seven (G7) Industrialized Nations: U.S.A, Canada, Germany, United Kingdom, Japan, France and Italy. *IEEE*. 2010.
11. Uri, N. D. Forecasting peak system load using a combined time series and econometric model. *Applied Energy* 1978;4:219-227.
12. Jagbir Kaur, Yadwinder Singh Brar, Short term load forecasting using fuzzy logic of 220KV transmission line, *Int. J. Eng. Res. Technol.* 3 (September 2014), pp.336-343.
13. Yoo, J. & Hur, K., 2013. Load forecast model switching scheme for improved robustness to changes in building energy consumption patterns. *Energies*, 6(3), pp.1329–1343.
14. C.P. Ronald Reagan, S.R. Sari, Long term load forecasting in Tamil Nadu using fuzzy e neural technology, *Int. J. Eng. Innov. Technol. (IJEIT)* 3 (March 2014) 1-8.
15. Hari Seetha, R. Saravanan, Short term electric load prediction using fuzzy BP, *J. Comput. Inf. Technol.* 3 (2007) 267-282.

Рукопис подано до редакції 28.11.2019