

УДК 621.311

## НОРМУВАННЯ ПИТОМИХ ВИТРАТ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ У ПРОМИСЛОВОСТІ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРО-НЕЧІТКОГО МОДЕЛЮВАННЯ

**К. Г. Петрова**Кіровоградський національний технічний університет  
просп. Університетський, 8, м. Кіровоград, 25006, Україна. E-mail: petrova\_kg@rambler.ru**Б. С. Серебренніков**Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут»  
просп. Перемоги, 37, м. Київ, 03056, Україна. E-mail: bs.serebrennikov@gmail.com

Науково обґрунтовані норми питомого енерговикористання надають орієнтир для визначення рівня енергоефективності виробництва, а нормативний метод управління електроспоживанням є одним з найдієвіших і універсальних. Водночас темпи розвитку новітніх технологій, коливання ринкової кон'юнктури та інші дестабілізуючі фактори обумовлюють динамічність зміни норм, що вимагає пошуку нових сучасних методів для проведення розрахунків у режимі «реального часу».

Проведено порівняльні дослідження «класичних» методів нормування питомих витрат електричної енергії на основі кореляційно-регресійного аналізу з нейро-нечітким моделюванням. Доведено перспективність використання запропонованого підходу для моделювання процесу електроспоживання, що обумовлюється підвищенням точності розрахунку та швидкості адаптації за рахунок самонавчання. Так, при реалізації багатofакторної нейро-нечіткої моделі із урахуванням найбільш впливових чинників забезпечується відхилення розрахункових даних від експериментальних на рівні  $\pm 5\%$ . Визначено умови мінімізації питомих витрат енергії в широкому діапазоні зміни дестабілізуючих факторів впливу, а також оптимальні режими роботи підприємства з точки зору енергоощадження.

**Ключові слова:** нормування, питома витрата енергії, ефективність, нейро-нечітка модель, похибка.

## НОРМИРОВАНИЕ УДЕЛЬНЫХ РАСХОДОВ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ ЭНЕРГИИ В ПРОМЫШЛЕННОСТИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРО-НЕЧЕТКОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

**Е. Г. Петрова**Кіровоградський національний технічний університет  
просп. Університетський, 8, г. Кіровоград, 25006, Україна. E-mail: kate\_flash@mail.ru**Б. С. Серебренніков**Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут»  
просп. Перемоги, 37, г. Київ, 03056, Україна. E-mail: bs.serebrennikov@gmail.com

Научно обґрунтовані норми удельного енергопотреблення предоставляють орієнтир для определения уровня энергоэффективности производства, а нормативный метод управления электропотреблением является одним из самых действенных и универсальных. В то же время темпы развития новейших технологий, колебания рыночной конъюнктуры и другие дестабилизирующие факторы обуславливают динамичность изменения норм, соответственно методы их расчета должны обеспечивать результат в режиме «реального времени».

Проведены сравнительные исследования «классических» методов нормирования удельных расходов электрической энергии на основе корреляционно-регрессионного анализа с нейро-нечетким моделированием. Доказана перспективность использования предложенного подхода для моделирования процесса электропотребления, которая обуславливается повышением точности расчета и скорости адаптации за счет самообучения. Так, при реализации многофакторной нейро-нечеткой модели с учетом наиболее влиятельных факторов обеспечивается отклонение расчетных данных от экспериментальных на уровне  $\pm 5\%$ . Определены условия минимизации удельных затрат энергии в широком диапазоне изменения дестабилизирующих факторов влияния, а также оптимальные режимы работы предприятия с точки зрения энергосбережения.

**Ключевые слова:** нормирование, удельный расход энергии, эффективность, нейро-нечеткая модель, погрешность.

**АКТУАЛЬНІСТЬ РОБОТИ.** Однією з важливих складових процесу цілеспрямованого управління режимами електроспоживання є здійснення систематичного контролю ефективності використання палива та енергії, починаючи від окремих установок чи технологічних процесів і до галузевого, регіонального та державного рівнів. Методологічною основою аналізу ефективності використання паливно-енергетичних ресурсів (ПЕР) є система нормування питомих витрат ПЕР на виробництво продукції, виконання робіт або ж надання послуг. Під «нормою»

витрати електричної енергії (ЕЕ) розуміємо максимально допустиму кількість ЕЕ на виробництво продукції заданої якості в запланованих умовах експлуатації.

Нормативний метод управління електроспоживанням є одним з найдієвіших і універсальних, який може бути застосований на більшості рівнів електроенергетичної системи [1], оскільки надає орієнтир щодо рівня ефективності енерговикористання.

Темпи розвитку новітніх технологій, коливання ринкової кон'юнктури та інші дестабілізуючі факто-

ри впливу обумовлюють динамічність зміни норм, відповідно методи розрахунку мають забезпечувати результат у режимі «реального часу».

Основні теоретичні підходи та методи визначення питомих витрат ЕЕ розроблено у 30–40 роки ХХ століття. Так, у роботі [2] була встановлена наявність та форма зв'язку між енергоспоживанням та технологічними параметрами, а також виведені енергетичні характеристики агрегатів і виробничо-господарських об'єктів у цілому.

Подальший розвиток система нормування електроспоживання у промисловості одержала в основоположних роботах [3] та [4]. У [4] вперше запропоновано методологію нормування питомих витрат ЕЕ, що базувалася на побудові та нормалізації енергобалансів та енергетичних характеристик.

Проте запропоновані методи нормування не враховували, що розробка норм витрат ПЕР здійснюється в умовах невизначеності, обумовленої наявністю значної кількості факторів впливу, дію яких важко передбачити та врахувати.

Цей недолік частково був усунений шляхом використання ймовірно-статистичного підходу до аналізу процесів електроспоживання [5]. У роботі [6] уперше розглянуто енергетичні характеристики як багатовимірні статистичні залежності, що визначаються не тільки параметрами відповідних агрегатів та показниками їх роботи, але й чинниками, вплив яких перетворював ці залежності з детермінованих на випадкові.

У роботах [6–8] при побудові енергетичних характеристик за основу приймалося використання розрахунково-аналітичного та експериментального методів, недоліки яких усувалися шляхом застосування різних статистичних методів, наприклад, методів кореляційного, регресійного чи дисперсійного аналізу.

Подальшого розвитку методи нормування для промислових підприємств з масовим випуском однорідної продукції набули у [9]. Основним недоліком роботи [9] є дослідження залежності споживання ЕЕ як функції одного параметру – продуктивності, а вплив інших факторів не врахований.

Однак запропоновані підходи до нормування потребують подальшого вдосконалення для підвищення точності врахування комплексу об'єктивних факторів впливу, під дією яких формується норма витрати ЕЕ, а також швидкості адаптування норм до зміни цих факторів.

Метою роботи є вдосконалення методики нормування питомих витрат ЕЕ шляхом синтезу нейро-нечіткої моделі, що дозволяє врахувати необхідну кількість входних факторів і підвищує точність та швидкість процесу виведення норм.

**МАТЕРІАЛ І РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕНЬ.** До випадкових факторів впливу, під дією яких формується питома витрата ЕЕ, слід віднести

наступні чинники: якість сировини та виготовленої продукції; якість ЕЕ; продуктивність; специфіку технологічної схеми; технологічний режим та відхилення від заданої технології; зміну технічного стану обладнання; сезонний характер випуску продукції; дію механічних, хімічних, теплових та електромагнітних факторів; варіювання електроенергетичних параметрів у процесі експлуатації; змінення виробничих та кліматичних умов тощо.

На прикладі підприємства харчової галузі промисловості порівняємо результати двох підходів до нормування: здійсненого на основі виведення енергетичної характеристики методами математичної статистики розрахунково-дослідних зв'язків та отриманого при застосуванні нейро-нечіткого моделювання.

Дослідна інформація щодо добового електроспоживання  $W$  та продуктивності  $A$  кондитерського цеху була зібрана за 48 діб. Основою для виведення розрахунково-дослідного зв'язку  $w(A)$  (де  $w=W/A$ ) методом математичної статистики є групування даних та побудова подвійно-кореляційної табл. 1. Відповідно до теорії кореляційно-регресійного аналізу визначаємо тісноту (силу) зв'язку та її форму за методикою [9].

Розглянемо енергетичну характеристику як нелінійний кореляційний зв'язок, попередньо розрахувавши статистичні показники зв'язку:

– коефіцієнт кореляції

$$r = \frac{\mu_{II}}{\sigma_A \sigma_w} = \frac{-120,35}{11,96 \cdot 21,37} = -0,471, \quad (1)$$

де  $\mu_{II} = -120,35$  – коваріація;  $\sigma_A = 11,96$ ,  $\sigma_w = 21,37$  – середньоквадратичні відхилення, відповідно, продуктивності та питомої витрати ЕЕ, значення яких визначені за даними табл. 1.

Значимість та реальність наявності зв'язку оцінюємо за співвідношенням:

$$|r| \sqrt{n-1} = 0,471 \sqrt{48-1} = 3,23, \quad (2)$$

де  $n$  – кількість дослідних вимірювань.

Визначаємо кореляційне відношення за виразом:

$$\eta = \frac{\sigma_w^-}{\sigma_w} = \frac{19,64}{21,37} = 0,919, \quad (3)$$

де  $\sigma_w^-$  – середньоквадратичне відхилення  $\bar{w}_h$  при заданій продуктивності  $A$ .

Оцінку надійності рівняння нелінійної регресії проводимо за допомогою порівнянь розрахункового й табличного значень  $f$ -критерія Фішера, розрахунковий критерій становить  $T_f = 22,9$ . При цьому ступені свободи:  $K_1 = S - 2 = 8 - 2 = 6$ ;  $K_2 = n - S = 48 - 8 = 40$ , де  $S$  – число стовпчиків кореляційної табл. 1.

Таблиця 1 – Подвійна кореляційна таблиця для виводу зв'язку  $w=f(A)$

$A, т$ $w_i, кВт\cdot год/т$	7,5	15	22,5	30	37,5	45	52,5	60	Частота в інтервалі, $f_w$
18	–	–	–	–	–	1	2	1	4
36	–	1	14	9	2	–	–	–	26
54	–	2	8	–	–	–	–	–	10
72	–	5	–	–	–	–	–	–	5
90	–	1	–	–	–	–	–	–	1
108	1	–	–	–	–	–	–	–	1
126	1	–	–	–	–	–	–	–	1
Частота в інтервалі, $f_A$	2	9	22	9	2	1	2	1	$n = 48$
Середня $w$ при заданій $A$ , $\overline{w}_h, кВт\cdot год/т$	117	66	42,5	36	36	18	18	18	–

При 5 % межі (із довірчою ймовірністю 0,95) за довідковими таблицями  $F$ -розподілу знаходимо табличне значення  $T_{ТАБЛ}=2,34$ . Оскільки  $T_{ТАБЛ} < T_{\eta}$ , то між  $\eta$  і  $r$  є istotна (не випадкова) розбіжність, що вказує на існування нелінійного зв'язку між  $w$  і  $A$ .

Після того, як доведена реальність існування нелінійного кореляційного зв'язку, отримуємо рівняння  $w(A)$ . Припустимо, що зв'язок може бути представлений у вигляді наступного поліному щодо змінної  $x_i=1/A$ :

$$w_p = a_0 + a_1 x_i + a_2 x_i^2 + \dots + a_p x_i^p.$$

Використовуючи метод найменших квадратів, отримаємо гіперболічний поліном першого ступеня:

$$w = 2,099 + \frac{982,405}{A}. \tag{4}$$

Графік, що відповідає рівнянню (4), наведено на рис. 1 (пунктирна крива 2). Середньоквадратична похибка апроксимації складає 9,3 %. На цьому ж рисунку зображено степеневу лінію тренду (крива 3), яка також апроксимує значення набору дослідних даних, проте її середньоквадратична похибка зросла до 10,2 %. Найменшу похибку у 7,4 % має крива 1, отримана при нейро-нечіткому моделюванні.

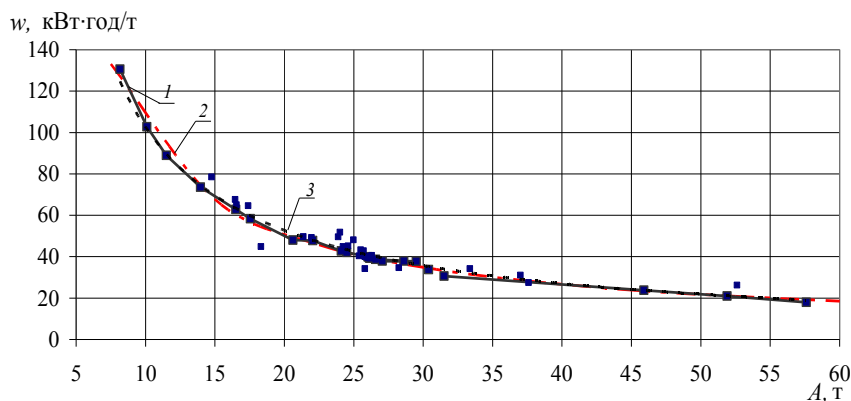


Рисунок 1 – Залежність питомої витрати ЕЕ  $w$  від обсягу випуску продукції  $A$  (точками зображені дослідні дані): крива 1 – нейро-нечітка модель, 2 – гіперболічне рівняння регресії  $w=2,099+982,405/A$ , 3 – степеневу лінію тренду  $w=935,56 \cdot A^{-0,9602}$

Для побудови нейро-нечіткої моделі використаємо середовище MATLAB та його спеціальний пакет Fuzzy Logic Toolbox; застосування вбудованого редактору ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference

System, тобто адаптивна нечітка нейронна система виведення) дозволяє синтезувати та налаштовувати нейро-нечітку мережу з вибірки даних «вхід-вихід».

Створимо нечітку модель типу Сугено, для налаштування використовуємо гібридний алгоритм [10].

Як найбільш важливі фактори розглянемо:

- *обсяг* випуску продукції  $A$ ,  $t$ ;
- *якість* сировини, що оцінюється в ум.од. від 0 до 100 за наступними лінгвістичними термами {дуже низька, низька, середня, висока, дуже висока}; важливість фактору обумовлюється витратами ЕЕ на покращення якості сировини та доведення його до нормативного (наприклад, додаткове подрібнення, просушування тощо);

– *кліматичні умови*, а саме: температура навколишнього середовища  $t, ^\circ\text{C}$ , вплив  $t$  визначається електроспоживанням на електрообігрів або навпаки – електроохолодження; інтенсивність сонячної радіації, якою обумовлюється тривалість використання штучного освітлення протягом доби; вологість;

– *тип дня* тижня, надається лінгвістичною змінною {день після вихідного або свята, середина тижня, день перед вихідним або святом, вихідний (свято)}. Вплив даного фактора проявляється в тому, що електроспоживання у вихідні (святкові) дні є меншим, з наступного дня після вихідного або свята електроспоживання починає наростати, максимальне споживання спостерігається в середині тижня, а в кінці тижня – йде на спад.

Застосування у функції вхідних змінних значної кількості маловпливових факторів ускладнює процес моделювання, перетворює модель на «зашумлену» та призводить до зниження її точності. Аналіз можливості нехтування впливом певних факторів показав, що в нашому випадку, внаслідок конструктивного виконання будівлі цеху, штучне освітлення застосовується протягом усього робочого часу, тому вплив зміни природного освітлення й вологості є несуттєвим. Також оскільки режим роботи підприємства є тримінімним і триває 365 днів на рік, то вплив типу дня на електроспоживання є незначним і може не враховуватись. А отже, для подальшого розгляду оберемо три найбільш впливові фактори:  $X_1$  – обсяг випуску продукції,  $A$ ,  $t$ ;  $X_2$  – якість сировини,  $d$ , ум.од.;  $X_3$  – мінімальну добову температуру навколишнього середовища,  $t_{MIN}$ ,  $^\circ\text{C}$ ;  $Y$  – вихідний сигнал нейрону (значення питомого електроспоживання,  $w$ , кВт·год/т).

Гібридна нейронна мережа, структура якої наведена на рис. 2, має п'ять шарів нейронів.

Виходами нейронів першого шару є значення функцій належності при конкретних (заданих) значеннях входів  $X_1$ – $X_3$ .

Виходами нейронів другого шару є ступені істинності передумов кожного правила бази знань системи, що розраховуються згідно з (5):

$$\begin{aligned} \alpha_1 &= L_1(X_1) \wedge L_2(X_2) \wedge L_3(X_3); \\ \alpha_2 &= H_1(X_1) \wedge H_2(X_2) \wedge L_3(X_3); \\ \alpha_3 &= H_1(X_1) \wedge H_2(X_2) \wedge H_3(X_3). \end{aligned} \quad (5)$$

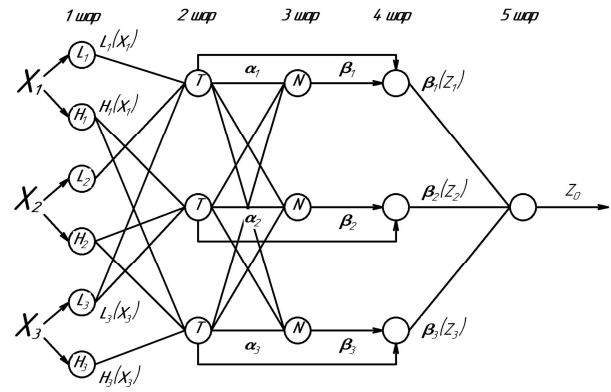


Рисунок 2 – Структура гібридної нейронної мережі (архітектура ANFIS)

Всі нейрони другого шару позначені літерою «Т» (рис. 2), що означає їх функціональну можливість реалізувати довільну  $t$ -норму для моделювання операції «І».

Нейрони третього шару («N» на рис. 2) розраховують значення:

$$\begin{aligned} \beta_1 &= \frac{\alpha_1}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3}; \quad \beta_2 = \frac{\alpha_2}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3}; \\ \beta_3 &= \frac{\alpha_3}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3}. \end{aligned} \quad (6)$$

Нейрони четвертого шару виконують наступні операції:

$$\begin{aligned} \beta_1 Z_1 &= \beta_1 H^{-1}(\alpha_1); \quad \beta_2 Z_2 = \beta_2 M^{-1}(\alpha_2); \\ \beta_3 Z_3 &= \beta_3 S^{-1}(\alpha_3), \end{aligned} \quad (7)$$

де  $H, M, S$  – нечіткі множини з функціями належності сигмоїдного типу.

Нейрон п'ятого шару розраховує значення виходу мережі:

$$Z_0 = \beta_1 Z_1 + \beta_2 Z_2 + \beta_3 Z_3. \quad (8)$$

Корегування правил виконується із застосуванням гібридного алгоритму, що є комбінацією методу зворотного розповсюдження помилки з методом найменших квадратів.

Використаємо основну перевагу нейро-нечіткого моделювання, яка полягає в можливості навчання моделі на реальних даних, при цьому формування правил нечіткої бази знань і налаштування параметрів здійснюється шляхом екстракції їх значень із наявної вибірки експериментальних даних.

Структуру побудованої за дослідними даними нейро-нечіткої моделі (ННМ) наведено на рис. 3.

Як видно з рис. 3, нейро-нечітка мережа має три шари нейронів – вхідний, прихований (містить три внутрішні шари) та вихідний, кількість входів  $X_1$ – $X_3$  відповідає розмірності вектора стану об'єкта.

Завдання навчання мережі полягає в такій корекції модуля нечіткого управління, щоб похибка навчання була мінімальною.

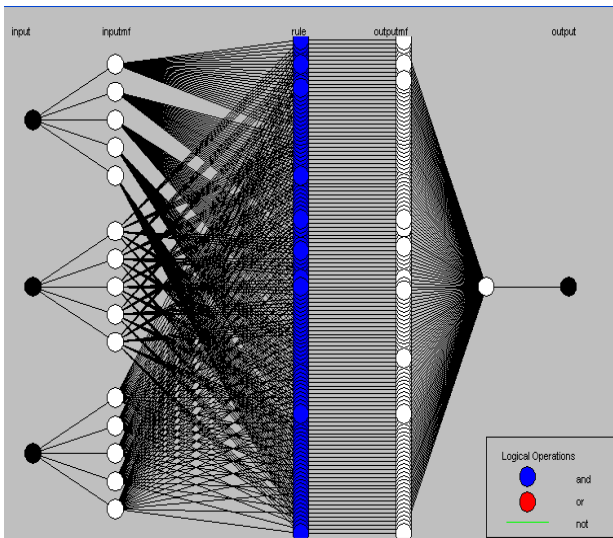


Рисунок 3 – Архітектура синтезованої нейро-нечіткої мережі

Коректність навчання мережі забезпечується шляхом розподілу експериментальних даних на тестові та навчальні за величиною розкиду 48 значень відносно апроксимуючої кривої 2 на рис. 1. Для результативного моделювання було використано два блоки даних: обсяг навчальної вибірки складає 36 наборів даних та 12 наборів тестових. Інформаційні блоки заповнювались із урахуванням особливостей нейромережевого синтезу – дані повинні змінюватись по чергові (в бік зростання) та максимально насичено заповнювати всю область їхніх значень. Зовнішній вигляд редактора ANFIS із завантаженими даними наведено на рис. 4.

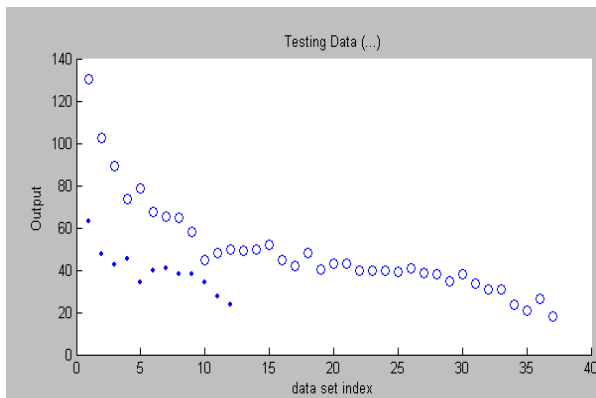


Рисунок 4 – Графічний інтерфейс редактора ANFIS після завантаження даних (кружечками позначена навчальна вибірка даних, точками – тестова)

Для навчання мережі скористаємось гібридним методом навчання з рівнем похибки 0 та кількістю циклів 400.

Після завершення навчання нейро-нечіткої мережі було виконано аналіз графіка залежності похибки навчання від кількості циклів навчання (рис. 5).

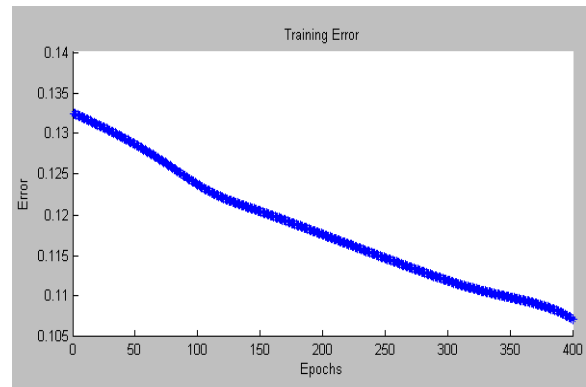


Рисунок 5 – Динаміка похибки при навчанні нечіткої мережі

З рис. 5 видно, що похибка навчання стрімко зменшується при збільшенні циклів навчання й для 400 циклів складає 0,10719 ум.од. Результати перевірки моделі на тестовій вибірці наведено на рис. 6, дослідні дані зображено точками, а результати моделювання – зірочками. Похибка на тестовій вибірці складала 1,2774 ум.од.

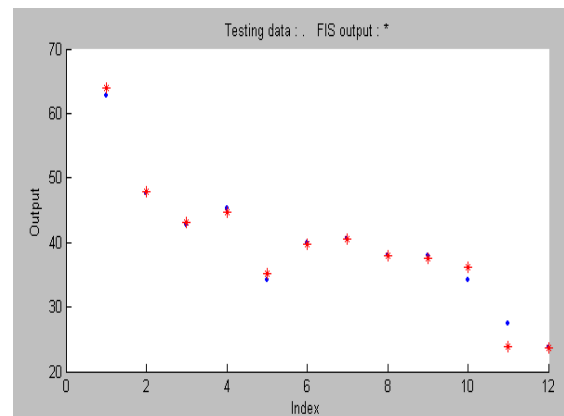


Рисунок 6 – Результати тестування нечіткої системи

На рис. 7 зображено вікно згенерованих правил, для значень вхідних змінних  $X1=51,9$  т;  $X2=85$  ум.од.;  $X3=7$  °С, отримуємо наступне значення питомої витрати ЕЕ –  $Y=20,9$  кВт·год/т.

На рис. 8–10 зображені поверхні нечіткого виводу  $Y$  залежно від комбінації вхідних змінних  $X1, X2, X3$ .

На поверхні  $Y=f(X1; X2)$  (рис. 8) умовно можна виокремити вісім зон. Найменше питоме електроспоживання відповідає площині, де  $X1$  змінюється в межах (45; 57,6] та  $[0; 18)$ , а  $X2 \in [0; 38)$  та (72; 100]. Найбільше питоме електроспоживання спостерігається при мінімальних значеннях обсягу випущеної продукції та «дуже низькій» якості вихідної сировини, особливо в діапазонах значень  $X2 < 20$  ум.од.,  $X1 < 12$  т.

На поверхні  $Y=f(X1; X3)$  (рис. 9) умовно можна розрізнити дев'ять зон режимів роботи підприємства.



Рисунок 7 – Вікно перегляду правил нечіткого виводу

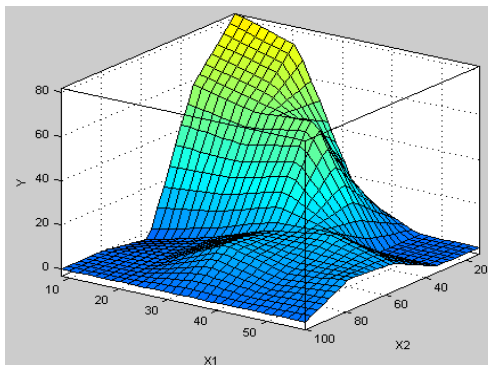


Рисунок 8 – Поверхня нечіткого виводу  $Y$  для системи залежно від факторів « $X1$ » та « $X2$ » при  $X3=0\text{ }^{\circ}\text{C}=\text{const}$

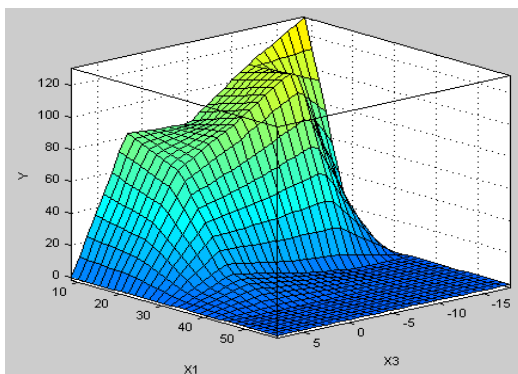


Рисунок 9 – Поверхня нечіткого виводу  $Y$  для системи залежно від факторів « $X1$ » та « $X3$ » при  $X2=13\text{ ум.од.}=\text{const}$

Вплив зміни температури на питому витрату ЕЕ нівелюється у разі значного обсягу випущеної продукції (при  $X1 > 43\text{ т}$ ), що підтверджується найменшими значеннями  $Y$  у всьому діапазоні температур. Енерговитратний режим відповідає співвідношенню обсягу випущеної продукції  $X1 < 8,2\text{ т}$  та температурі зовнішнього повітря  $X3 < -14\text{ }^{\circ}\text{C}$ .

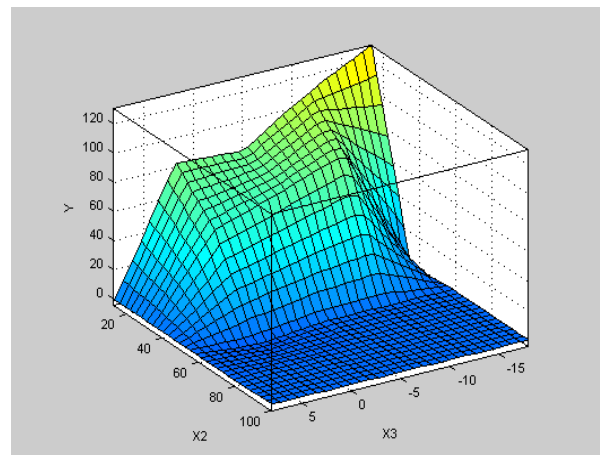


Рисунок 10 – Поверхня нечіткого виводу  $Y$  для системи залежно від факторів « $X2$ » та « $X3$ » при  $X1=8,2\text{ т}=\text{const}$

На поверхні  $Y=f(X2; X3)$  (рис. 10) умовно можна виокремити сім зон. Найбільше значення питомої витрати ЕЕ на одиницю продукції буде у випадку

значень якості сировини  $X_2 < 17$  ум.од. та в зоні температур  $X_3 < -15$  °С.

Оцінимо відхилення розрахункових значень  $w$  від фактичних, отриманих з ННМ та порівняємо їх із факторними моделями (рис. 11).

З рис. 11 видно, що найбільш адекватно описує процес нейро-нечітка модель (максимальна похибка  $|\Delta_{MAX}| < 5\%$ ), при використанні гіперболічного рівняння регресії  $\Delta_{MAX}$  може досягати завеликих значень від  $-21,7\%$  до  $+23,2\%$ , при степеневій лінії тренду від  $-24,6\%$  до  $+23\%$ .

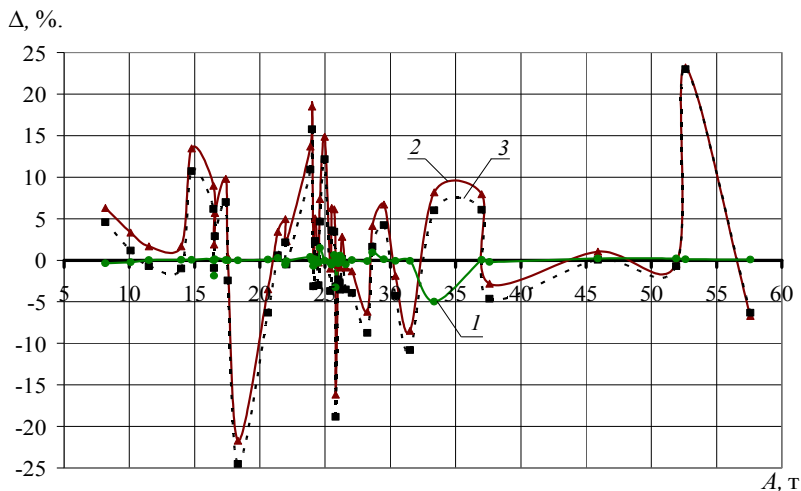


Рисунок 11 – Відхилення розрахункових значень питомої норми від фактичних (крива 1 – нейро-нечітка модель; 2 – гіперболічне рівняння регресії; 3 – степенева лінія тренду)

Запропонована модель дозволяє на порядки збільшити швидкість отримання норм і здатна до швидкої адаптації за рахунок самонавчання для забезпечення контролю енергоефективності в режимі «реального часу».

Розроблена методика нормування з використанням ННМ може також успішно застосовуватись на інших структурних рівнях електроенергетичної системи [1].

**ВИСНОВКИ.** Застосування нейро-нечіткого моделювання при побудові однофакторної моделі дозволило зменшити похибку апроксимації експериментальних даних з 9,3–10,2 % до 7,4 %. При реалізації багатфакторної нейро-нечіткої моделі з урахуванням найбільш впливових чинників (якості сировини та кліматичних умов) відхилення розрахункових даних від експериментальних не перевищує порогу у  $\pm 5\%$ . Запропонована модель дозволяє швидко визначати межі зміни факторів впливу, які зумовлюють мінімізацію питомих витрат енергії.

Подальшого вдосконалення потребує моніторинг важливості факторів впливу на кожному конкретному рівні енергетичної системи.

#### ЛІТЕРАТУРА

1. Серебренников Б.С., Петрова Е.Г. Дифференциация методов управления электропотреблением по структурным уровням электро-энергетической системы // Энергосбережение. Энергетика. Энергоаудит. – 2013. – № 6. – С. 21–28.
2. Вейц В.И. Экономия электрической энергии в промышленности. – М.: Госэнергоиздат, 1947. – 208 с.

3. Тайц А.А. Методика нормирования удельных расходов электрической энергии. – М.: Госэнергоиздат, 1966. – 183 с.

4. Гофман И.В. Нормирование потребления энергии и энергетические балансы промышленных предприятий. – М.: Энергия, 1966. – 319 с.

5. Авилов-Карнаухов Б.Н. Нормирование электроэнергии для угольных шахт. – М.: Углетехиздат, 1958. – 199 с.

6. Константинов Б.А. О применении математических методов при нормировании потребления электроэнергии в промышленности // Электричество. – 1964. – № 1. – С. 66.

7. Ястребов П.П., Колодочка Г.Г. О методике нормирования удельных расходов электроэнергии на хлебоприемных пунктах // Промышленная энергетика. – 1964. – № 4. – С. 14–28.

8. Волобринский С.Д. Определение фактических удельных расходов электроэнергии и прогнозирование электропотребления при многономенклатурном производстве // Промышленная энергетика. – 1970. – № 5. – С. 26.

9. Казанцев Ю.И., Маклаков Г.Ю., Мануйлов В.Ф. Основная энергетическая характеристика группы предприятий с многономенклатурным производством как некорректная стохастическая связь // Техніка в с/г виробництві, галузеве машинобудування, автоматизація: Зб. наук. праць КНТУ. – Кіровоград: КНТУ, 2010. – Вип. 23. – С. 39–45.

10. Леоненков А.В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH. – С-Пб.: БХВ Санкт-Петербург, 2005. – 736 с.

## NORMALIZATION OF SPECIFIC CONSUMPTION OF ENERGY IN THE INDUSTRY WITH USED NEURO-FUZZY MODELING

**K. Petrova**

Kirovograd National Technical University

prosp. Universitetskyi, 8, Kirovograd, 25006, Ukraine. E-mail: petrova\_kg@rambler.ru

**B. Serebrennikov**

National Technical University of Ukraine "Kyiv Polytechnic Institute"

prosp. Peremohy, 37, Kyiv, 03056, Ukraine. E-mail: bs.serebrennikov@gmail.com

Science-based standards provide specific energy consumption benchmark for determining the level of energy production, and normative method of controlling the power is one of the most effective and versatile. At the same time, the pace of development of new technologies, market fluctuations and other destabilizing factors stipulate for the dynamic changes in the standards, respectively, methods of analysis should provide results in "real time".

The comparative study of "classical" methods of valuation rate costs of electricity on the basis of the correlation-regression analysis with a neuro-fuzzy modelling was conducted in the paper. The promising use of this approach for modeling the power consumption, which is caused by increasing the accuracy of the calculation and adaptation speed at the expense of self-learning was proved. Thus, the implementation of multi neuro-fuzzy model based on the most influential factors is provided by deviation of the calculated data from the experimental at the level of  $\pm 5\%$ . The conditions for minimizing the specific energy consumption in a wide range of destabilizing factors of influence, as well as optimal modes of operation of the enterprise from the point of view of energy saving were determined.

**Key words:** regulation, the specific consumption of energy, efficiency, neuro-fuzzy model, error.

### REFERENCES

1. Serebrennikov, B.S. and Petrova, K.G. (2013), "Differentiation of method management power consumption by structural levels of electric power system", *Energozberezhnie. Energetika. Energoaudit*, no. 6, pp. 21–28. (in Russian)
2. Veyts, V.I. (1947), *Ekonomiya elektricheskoy energii v promyshlennosti* [Saving electricity in industry], Gosenergoizdat, Moscow, Russia. (in Russian)
3. Tayts, A.A. (1966), *Metodika normirovaniya udelnyh rashodov elektricheskoy energii* [Valuation methodology unit rate of electricity], Gosenergoizdat, Moscow, Russia. (in Russian)
4. Gofman, I.V. (1966), *Normirovanie potrebleniya energii i energeticheskie balansy promyshlennykh predpriyatiy* [Rationing of energy consumption and energy balances of the industrial enterprises], Energiya, Moscow, Russia. (in Russian)
5. Avilov-Karnauhov, B.N. (1958), *Normirovanie elektroenergii dlya ugolnykh shaht* [Rationing of electricity for coal mines], Ugletekhizdat, Moscow, Russia. (in Russian)
6. Konstantinov, B.A. (1964), "On the application of mathematical methods to rationing of electricity consumption in industry", *Elektrichestvo*, no. 1, p. 66. (in Russian)
7. Yastrebov, P.P. and Kolodochka, G.G. (1964), "On the method of valuation of specific consumption of electricity in the grain-collecting points", *Promyshlennaya energetika*, no. 4, pp. 14–28. (in Russian)
8. Volobrinskiy, S.D. (1970), "Determining the actual unit rate of electricity and forecasting electricity production at multinomenclature", *Promyshlennaya energetika*, no. 5, p. 26. (in Russian)
9. Kazantsev, Yu.I., Maklakov, G.Yu. and Manuylov, V.F. (2010), "The basic energy characteristic of enterprise group with the multiproduct manufacture as a false stochastic connection", *Tekhnika v silskohospodarskomu vyrobnytvu, haluzeve mashynobuduvannya, avtomatyzatsiya: Zb. nauk. prats KNTU*, Vol. 23, pp. 39–45. (in Russian)
10. Leonenkov, A.V. (2005), *Nechetkoe modelirovanie v srede MATLAB i fuzzyTECH* [Fuzzy modeling in the environment MATLAB and fuzzyTECH], BHV Sankt-Peterburg, St Petersburg, Russia. (in Russian)

Стаття надійшла 09.09.2013.