УДК 531.3

МИРОНЕНКО М.С., магістрант, керівники **НАХОДОВ В.Ф.,** канд. техн. наук, доцент,
БОРИЧЕНКО О.В., асистент,
ІЕЕ, НТУУ «КПІ», м. Київ

ВИБІР МЕТОДУ ПОБУДОВИ МАТЕМАТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ ДЛЯ ВСТАНОВЛЕННЯ «СТАНДАРТІВ» В СИСТЕМАХ СТАТИСТИЧНОГО КОНТРОЛЮ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОСТІ

Однією з складових систем енергетичного менеджменту є підсистема оперативного управління ефективністю використання паливно-енергетичних ресурсів, яка являє собою сукупність так званих систем контролю і планування енергоспоживання (систем КіП відомих у зарубіжній практиці під назвою систем M&T (Energy Monitoring and Targeting Systems).

Такі системи створюються для окремих (локальних) об'єктів, наприклад, для окремих енергоємних агрегатів, установок чи технологічних процесів. Функціонування подібних систем контролю базується на обліку енергоспоживання, а також параметрів технологічного процесу та умов виробництва, які безпосередньо впливають на витрату енергоресурсів. На основі цих даних визначаються так звані “стандарти” споживання палива або енергії. У подальшому процес контролю ефективності енерговикористання або результатів впровадження заходів з енергозбереження здійснюється шляхом порівняння фактичних витрат паливно-енергетичних ресурсів зі встановленими «стандартами» їх споживання.

Одним з недоліків традиційних системах КіП є те, що в них використовується дещо спрощена процедура визначення «стандартів» енергоспоживання. Вони встановлюються, як правило, у вигляді деякої (не потрібно) константи, тобто постійної максимально допустимої величини витрат енергії на досліджуваному об'єкті або у вигляді рівняння однофакторної лінійної регресії між витратами енергії і значеннями деякого фактора, який найбільш суттєво впливає на величину цих витрат.

В реальних умовах на процес споживання енергії на виробничих об'єктах впливають численні і різноманітні чинники, зокрема, кліматичні умови, параметри технологічного процесу, технічний стан технологічного та енергетичного обладнання тощо. Причому, характер впливу багатьох чинників на витрату енергії на об'єкті найчастіше виявляється нелінійним.

Таким чином, якщо математична модель "стандарту" енергоспоживання не враховує впливу на даний процес багатьох факторів або неправильно відображає характер цього впливу, завжди існує досить велика ймовірність того, що фактичний витрата енергії на об'єкті управління, навіть при незмінному рівні ефективності використання енергії, може виявитися вище допустимого рівня, визначеного цим самим "стандартом". Тобто традиційні "стандарти" споживання енергії із зазначеної причини часто не є достатньо об'єктивним "еталоном" існуючого на об'єкті рівня ефективності енергоспоживання, однозначно не відображають цей рівень.

(Отже, для встановлення обґрунтованих «стандартів» споживання палива чи енергії на будь-якому виробничому об'єкті здебільшого необхідно будувати багатофакторні математичні моделі процесу енергоспоживання. У вітчизняних розробках, присвячених створенню та використанню систем статистичного контролю ефективності енерговикористання, з цією метою пропонується застосовувати методи багатофакторного лінійного регресійного аналізу.

Немає необхідності наводити в цій статті методику побудови багатофакторних рівнянь регресії, оскільки вона детально описана у відповідній літературі (наприклад, в [1,2]) і досить широко відома. Однак необхідно зазначити, що багатофакторний регресійний аналіз як відомо, являє собою достатньо складний та кропіткий дослідницький процес, який потребує значних витрат часу. При застосуванні цього методу на кожному етапі побудови багатофакторної математичної моделі будь-якого процесу обов'язково необхідна участь дослідника, адже потрібно відібрати значимі незалежні змінні, визначити характер їх впливу на процес енергоспоживання, перевірити наявність мультиколінеарності між факторами, які включатимуться в модель, тощо.

Очевидно, що в реальних виробничих умов застосування такого методу моделювання, який вимагає значних витрат робочого часу і відповідних спеціальних знань, є практично неможливим. Тому виникає необхідність у пошуку інших методів побудови багатофакторних математичних моделей енергоспоживання, які б потребували мінімальних витрат робочого часу фахівців підприємств, які приймають участь у створенні та використанні статистичних систем контролю енергоефективності.

Один з методів, який може бути запропонований в якості альтернативного до багатофакторного регресійного аналізу, ґрунтується на теорії самоорганізації математичних моделей на ЕОМ, один з напрямків якої відомий під загальною назвою методу групового урахування аргументів (МГУА).

В останнє десятиліття інтерес до МГУА активно зростає в усьому світі, що можна пояснити, крім відомої ефективності методу, також зростанням популярності технології штучних нейронних мереж. Справа в тому, що процес побудови математичної моделі з використанням алгоритмів МГУА можна інтерпретувати як нейронну мережу, оригінальність якої полягає в самоорганізації як її структури, так і параметрів. При цьому виявляється, що до очевидних переваг МГУА належать автоматичне формування структури моделі, проста і швидка настройка параметрів, а також можливість «згорнути» налаштовану мережу безпосередньо в явний математичний вираз.[3]

Загальна схема побудови математичних моделей за будь-яким алгоритмом МГУА. відповідає загальній ідеї селекції або самоорганізації математичних моделей на ПК і дозволяє враховувати в моделях достатньо велику кількість незалежних змінних при порівняно невеликих витратах часу на побудову моделі [6].

Зазначена загальна схема реалізації алгоритмів МГУА може бути представлена у вигляді наступної послідовності дій.

1. Постановка задачі та формування таблиці результатів спостережень, що характеризують процес енергоспоживання на досліджуваному об'єкті.

Задача моделювання полягає в тому, що за наявними результатами n спостережень залежної змінної Y та певної кількості незалежних змінних X_i (i=1,2,…,p) необхідно визначити аналітичну залежність $\hat{y}=f(x)$, яка найкращим чином описує процес енергоспоживання,що досліджується.

2. Розподіл вибірки даних.

Усі експериментальні дані необхідно розділити на навчальну (A) та перевірочну (B) послідовності. Розділити ці дані найпростіше можна через одну точку, таким чином, щоб останнє значення залежної змінної і кожного з факторів увійшло до перевірочної послідовності (наприклад, вихідні дані, які відповідають непарним моментам часу, відносяться до навчальної послідовності, а зафіксовані в парні моменти часу - до перевірочної послідовності). Такий спосіб розподілу не тільки є простим, але й обґрунтованим, оскільки отримані в результаті його виконання дві вибірки даних будуть мати приблизно однакові статистичні характеристики, що дозволяє надалі з приблизно однаковою точністю описувати їх однією і тією ж математичною моделлю.

3. Формування моделей-претендентентів.

Формування моделі оптимальної складності енергоспоживання відбувається в процесі ряду ітеративних розрахунків, які називаються рядами селекції. При цьому процес поступового нарощування складності моделі від ряду до ряду селекції можна представити у вигляді такої схеми (рис. 1).

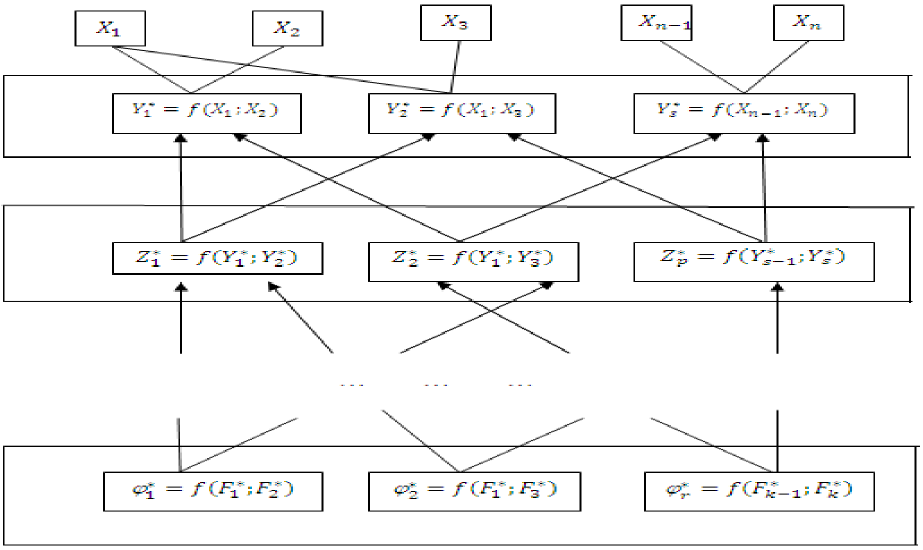

Рис. 1. Загальна схема побудови алгоритмів МГУА.

Так на першому ряду селекції формуються моделі енергоспоживання, які враховують вплив лише двох факторів. При цьому перебираються всі можливі варіанти попарного комбінування вихідних незалежних змінних X_i. Отже, на першому ряді селекції отримуємо математичні моделі, які в загальному вигляді можна представити наступними рівняннями:

$$Y_1^* = f_1(X_1; X_2); \;\; Y_2^* = f_2(X_1; X_3); \; \dots \; ; \;\; Y_s^* = f_s(X_{p-1}; X_p), \tag{2}$$

де Y_1^*, Y_2^*, Y_s^* - значення залежної змінної, одержані за моделями першого ряду селекції, s – кількість попарних сполучень незалежних змінних.

4. Визначення параметрів моделей першого ряду селекції.

Коефіцієнти всіх моделей вигляду (2) визначаються з використанням методу найменших квадратів [1,2] за експериментальними точками навчальної послідовності.

5. Вибір та обчислення зовнішнього критерію для виявлення кращих моделей.

Вибір зовнішнього критерія здійснюється дослідником в залежності від задачі, яка розв'язується. Як свідчить досвід, найбільш поширене застосування мають наступні зовнішні критерії:

- Критерій регулярності:

$$\Delta^2(B) = \frac{\sum_{i=1}^{N_B} (y_{табл} - y_м)_i^2}{\sum_{i=1}^{N_B} (y_{табл})_i^2} \to \min, \tag{3}$$

де $(y_{табл})_i$ – табличні (експериментальні) значення залежної змінної в точці x_i

(i=1,…N_B), що належать до перевірочної послідовності B; $(y_M)_i$ – значення залежної змінної в точці x_i (i=1,…N_B), розраховане за відповідною моделлю, першого ряду селекції; N_B – кількість експериментальних точок, що відносяться до перевірочної послідовності.

- Критерій мінімуму зсуву:

$$n^2_{зсуву} = \frac{\sum_{i=1}^{\alpha N}(y_A - y_B)^2_i}{\alpha \cdot \sum_{i=1}^{N}(y_{табл})^2_i} \to \min, \quad (4)$$

де $(y_{табл})_i$ – експериментальні значення залежної змінної в точці x_i (i=1,…N), що належать до усієї таблиці вихідних даних (N=N_A+N_B); $(y_A)_i$ – значення залежної змінної в точці x_i, одержані за моделлю, побудованою за даними навчальної послідовності A; $(y_B)_i$ – значення залежної змінної в точці x_i, одержані за моделлю, побудованою за даними перевірочної послідовності B; α- коефіцієнт екстраполяції, який приймає значення α=1,0÷3,0.

Як свідчить практика, з двох зазначених зовнішніх критеріїв частіше використовується критерій регулярності.

6. Упорядкування множини моделей-претендентів за зростанням величини зовнішнього критерію Δ^2_i .

У подальшому величина критерію регулярності Δ^2_i використовується в процесі селекції математичної моделі оптимальної складності, найбільш адекватної процесу, що досліджується. З метою знаходження такої моделі всі часткові моделі першого ряду селекції Y^*_i впорядковуються за зростанням їхньої залишкової похибки Δ^2_i. Далі з загальної упорядкованої множини моделей Y^*_i відбирається певна кількість найбільш точних, а отримані за цими моделями значення залежної змінної Y^*_{ij} приймаються в якості нових (проміжних) незалежних змінних. Відбір не одного, а кількох кращих часткових моделей дозволяє забезпечити необхідну свободу вибору рішень на наступних рядах селекції моделі оптимальної складності.

7. Формування моделей другого ряду селекції.

На другому ряді селекції формуються нові, більш складні, часткові моделі (рис. 1), кожна з яких являє собою функцію двох проміжних змінних Y^*_i, які були відібрані на попередньому етапі:

$$Z^*_1 = f_1(Y^*_1; Y^*_2);\ Z^*_2 = f_2(Y^*_1; Y^*_3);\ \ldots;\ Z^*_s = (Y^*_{n-1}; Y^*_n), \quad (5)$$

де Z^*_1, Z^*_2, Z^*_s - значення залежної змінної, отримані за моделями другого ряду селекції.

Таким чином моделі другого ряду селекції враховують вплив на процес, що досліджується, вже чотирьох вихідних змінних X_i, оскільки кожна з проміжних змінних Y^*_i є, у свою чергу, функцією двох вихідних факторів. Часткові моделі другого ряду селекції Z^*_i також впорядковуються за зростанням визначених для них значень критерію регулярності опису експериментальних точок перевірочної послідовності Δ^2_i.

8. Порівняння значень критерію регулярності на першому та другому ряді селекції.

Далі критерії регулярності для найбільш точних моделей першого та другого ряду селекції порівнюються між собою за величиною критерію регулярності. При цьому, якщо найкращий результат моделювання, одержаний на другому ряді селекції, виявиться гіршим, ніж за найкращою моделлю першого ряду, то на цьому процес формування математичної моделі оптимальної складності завершується, у якості якої приймається модель першого ряду селекції з найменшим значенням зовнішнього критерію регулярності.

Якщо ж краща з моделей другого ряду селекції виявляється точнішою за найкращу модель першого ряду, значення залежної змінної Z^*_{ij}, отримані на основі найбільш точних часткових моделей другого ряду потрапляють на наступний, третій, ряд селекції моделі оптимальної складності в якості нових проміжних незалежних змінних.

Таким чином, складність математичної моделі досліджуваного процесу від ряду до ряду селекції зростає за рахунок збільшення кількості факторів, що враховуються. При цьому значення критерію регулярності, яке визначається на всіх експериментальних точках, буде монотонно спадати аж до нуля (при рівності кількості сталих моделі числу точок, що апроксимуються). Значення ж критерію регулярності, які визначаються за точками перевірочної послідовності, знижується при підвищенні складності моделі немонотонно, що саме і дозволяє використовувати цю величину в якості критерію селекції математичної моделі оптимальної складності. Інакше кажучи, ускладнення моделі доцільно продовжувати доти, поки на одному з рядів не буде досягнутий мінімум критерію селекції. Математична модель, отримана при виконанні цієї умови і буде шуканою моделлю оптимальної складності, найбільш адекватної процесу, єдиною при даному наборі вихідних факторів. Така модель в загальному випадку може бути представлена у вигляді поліному:

$$\varphi^{*}=a_0+a_1X_1+a_2X_2+\ldots+a_NX_N, \qquad (6)$$

де a_0, a_1, a_2, …, a_N –параметри (коефіцієнти) моделі; X_1, X_2, …, X_N – вихідні фактори, які ввійшли в модель оптимальної складності.

Існує велика кількість різноманітних алгоритмів МГУА ([4,5]), але більшість з них недоцільно застосовувати в умовах реального виробництва для встановлення «стандартів» енергоспоживання технологічних об’єктів, оскільки вони вимагають значних витрат часу для їх реалізації. Найбільш придатним для цього з практичної точки зору можна вважати алгоритм з послідовним приєднанням незалежних змінних.

Застосування наведеного вище алгоритму МГУА для побудови математичної моделі енергоспоживання можна продемонструвати на прикладі цеху виробництва аміаку реального хімічного підприємства. Фрагмент вибірки вихідних даних для побудови моделі споживання електричної енергії технологічним обладнанням цього цеху наведені в табл.1.

Табл. 1. - Частина вихідних даних, використаних для побудови математичної моделі електроспоживання цеху виробництва аміаку

№ п//п	Потужність Р, МВт	Виробництвово аміаку, т.	Споживанняня газу, $10^3 \frac{м^3}{год}$
1	**2**	**3**	**4**
1	37,27	48,72	53,46
2	37,22	48,80	53,35
3	37,26	48,76	53,40
4	37,31	49,29	53,49
5	37,44	50,08	55,10
6	37,79	49,58	54,18
7	37,57	49,19	54,50
8	37,63	49,24	54,36
9	37,56	49,39	54,16
10	37,46	49,46	54,05
11	37,36	48,73	53,90
12	37,29	49,52	54,15
13	37,31	49,34	53,88
14	37,24	49,05	53,98
15	37,22	49,46	53,91
16	37,21	49,53	54,04
17	37,14	49,17	53,98
18	37,16	49,32	54,09
19	37,25	49,28	54,33
20	37,32	48,92	54,23
21	37,30	48,80	54,11

22	37,30	48,71	53,82
23	37,22	48,81	53,96
24	37,28	49,34	54,00
25	37,32	49,22	54,12
26	37,28	49,54	53,93
27	37,26	49,28	54,00
28	37,30	49,52	54,00
29	37,34	49,48	54,27
30	37,42	49,35	54,50
31	37,47	50,12	54,59
32	37,40	50,31	54,17
33	37,34	49,90	54,26
34	37,28	49,91	54,23
35	37,31	49,31	54,05
36	37,28	49,45	53,88

Формування математичної моделі споживання електроенергії зазначеним цехом здійснювалось за алгоритмом МГУА з послідовним приєднанням незалежних змінних з застосуванням відповідного програмного забезпечення.

Як свідчить таблиця 1, кількість вихідних незалежних змінних (факторів), які впливають на процес споживання n_1 електричної енергії обладнанням цеху, дорівнює двом. Повна вибірка результатів спостережень, яка складала 144 елементи, була розділена на навчальну та перевірочну послідовність. Кількість значень змінних в кожній з цих послідовностей була однаковою і дорівнювала 72.

Максимальний ступінь поліному математичної моделі електроспоживання, яку необхідно побудувати, був прийнятий рівним п’яти. При цьому було прийнято також, що зазначений поліном не містить коваріацій незалежних змінних. Тому базисні (опорні) функції, які використовувалися для селекції математичної моделі оптимальної складності, мають вигляд:

$$z_1 = x_1,\ z_2 = x_2,\ z_3 = x_1^2, z_4 = x_2^2, z_5 = x_1^3,\ z_6 = x_2^3, z_7 = x_1^4, z_8 = x_2^4, z_9 = x_1^5, z_{10} = x_2^5.$$

Побудова моделі оптимальної складності процесу споживання електричної енергії цехом виробництва аміаку здійснювалась з використанням зазначеного вище алгоритму МГУА. В результаті здійснення відповідної процедури на 7 ряді селекції було отримане мінімальне значення критерію регулярності, яке дорівнює 13,96. При цьому рівняння математичної моделі оптимальної складності має вигляд:

$$Y=(-9.58\cdot 10^{-9}) \cdot z_{10} + (1.02 \cdot 10^{-6}) \cdot z_8 + 32.74 \text{ або}$$
$$Y=(-9.58\cdot 10^{-9}) \cdot x_2^5 + (1.02 \cdot 10^{-6}) \cdot x_2^4 + 32.74 \qquad (7)$$

З метою аналізу одержаних результатів з використанням тих самих вихідних даних було здійснено моделювання процесу споживання електроенергії обладнанням цеху, що розглядається, також методом багатофакторного регресійного аналізу. Отримане при цьому рівняння моделі електроспоживання цеху має вигляд:

$$Y=0{,}00002x_1^3+0{,}62x_2+1{,}19 \text{ або}$$
$$Y= 0{,}00002z_1+ 0{,}62z_2 +1{,}19, \text{ де } z_1 = x_1^3,\ z_2=x_2. \qquad (1)$$

Для того, щоб визначити, яке з рівнянь кращим чином описує процес споживання електричної енергії обладнанням цеху, що розглядається, необхідно провести оцінку якості отриманих математичних моделей за допомогою таких наступних критеріїв [1].

- Коефіцієнт детермінації R^2, який приймає значення в діапазоні від нуля до одиниці і показує, яка частина дисперсії результативної ознаки Y пояснена рівнянням регресії.

- F-критерій Фішера, за яким попередньо висунута «нульова» гіпотеза про статистичну незначущість рівняння регресії відкидається при виконанні умови $F>F_{крит}$, де F і $F_{крит}$ відповідно розрахункове і табличне значення F-критерію Фішера [1].
- Коефіцієнт множинної кореляції R (чим ближче значення цього коефіцієнту до одиниці, тим краще побудована математична модель узгоджується з даними спостережень).

Результати порівняння двох наведених вище математичних моделей електроспоживання цеху (1) та (7) за зазначеними критеріями наведено в табл.2.

Табл. 2. Результати оцінки якості побудованих моделей енергоспоживання

Спосіб побудови моделі	Коефіцієнт детермінації R^2	F-критерій Фішера	Коефіцієнт багатофакторної кореляції R
Регресійний аналіз	0,34	Гіпотеза значимості стверджується	0,58
МГУА	0,25	Гіпотеза значимості стверджується	0,5

Наведені в таблиці результати оцінки якості порівняння отриманих моделей електроспоживання свідчать про те, що обидві моделі є значимими і практично однаково точно описують реальний процес. Але, як зазначалося раніше, при вирішенні питання вибору методу побудови математичних моделей енергоспоживання виробничих об’єктів потрібно врахувати також фактор зручності та трудомісткості його застосування на практиці.

Отже, наведені вище результати досліджень дозволяють стверджувати, що для побудови математичних моделей процесів споживання палива чи енергії, на підставі яких у подальшому встановлюються відповідні «стандарти» енергоспоживання, більш доцільно використовувати метод групового урахування аргументів, ніж багатофакторний регресійний аналіз, що дозволяє одержувати не менш точні результати моделювання, але при мінімальних затратах значно менших витратах робочого часу.

Список літератури

1. Вводный курс эконометрики: Учебное пособие – Мн.: БГУ, 2000.
2. Математические методы и модели в планировании и управлении: Сборник задач / С.А.Кулиш и др. – Киев: Выща школа, 1985.
3. http://www.mgua.irtc.org.ua/ru/index.php?page=gmdh
4. Ивахненко А.Г., Лапа В.Г. Прогнозирование случайных процессов. –Киев: Техника, 1971.
5. Ивахненко А.Г. Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами. – Киев: Техника, 1975.
6. Находов В.Ф. Нормирование и оценка эффективности потребления электроэнергии/Диссертация на соискание ученой степени к.т.н. – Киев, 1986.