УДК 531.3:339.84.004.5.
В. Ф. НАХОДОВ, канд. техн. наук, доцент
Национальный ТУУ «Київський політехнічний інститут», м. Київ
І. В. СТЕЦЕНКО, канд. техн. наук, доцент
Черкаський державний технологічний університет, м. Черкаси
Я. С. БЕДЕРАК, інженер, ПАТ «Азот», м. Черкаси

ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ САМООРГАНІЗАЦІЇ МАТЕМАТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ ДЛЯ ВСТАНОВЛЕННЯ «СТАНДАРТІВ» В СИСТЕМАХ ОПЕРАТИВНОГО КОНТРОЛЮ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОСТІ

В статье рассмотрено применение метода группового учета агрументов для построения математических моделей потребления топлива или электроэнергии на промышленных предприятиях.

У статті розглянуто застосування методу групового урахування аргументів для побудови математичних моделей споживання палива або електроенергії на промислових підприємствах.

Вступ

Як відомо, встановлення так званих «стандартів» споживання енергії є одним з найважливіших етапів створення та функціонування систем оперативного контролю ефективності енерговикористання, що широко застосовуються в зарубіжній практиці і відомі в Україні як системи контролю і планування (КіП) або контролю і нормалізації (КіН) енергоспоживання [1]. Такий «стандарт» в загальному випадку являє собою більш або менш складну математичну модель споживання палива чи енергії деяким технологічним об’єктом (установкою, агрегатом, технологічною лінією) в залежності від основних чинників, що суттєво впливають на витрату енергії на цьому об’єкті. У якості таких чинників, здебільшого, виступають асортимент та обсяги виробництва продукції, параметри технологічного процесу, зовнішні, зокрема, кліматичні умови виробництва тощо. Очевидно, що від якості побудованої математичної моделі, від ступеню її адекватності процесу енергоспоживання у подальшому суттєво залежатиме, чи будуть результати контролю ефективності використання енергії відповідним технологічним об’єктом достатньо точними та обґрунтованими.

В зарубіжній практиці при побудові та використанні систем контролю і планування енергоспоживання (систем КіП) «стандарти» споживання енергії традиційно встановлюють у вигляді константи, тобто деякої незмінної величини або у вигляді простих лінійних рівнянь регресії, які враховують вплив на енергоспоживання лише одного-двох основних чинників [2]. Оскільки на обсяг споживання палива чи енергії реальними технологічними об’єктами впливає значно більша кількість чинників (до того ж, характер їх впливу, здебільшого, відрізняється від лінійного), зрозуміло, що традиційні «стандарти» далеко не завжди виявляються достатньо адекватними відповідним процесам енергоспоживання.

Розробники вітчизняних систем оперативного контролю ефективності енерговикористання, зокрема, систем контролю і нормалізації енергоспоживання (систем КіН), пропонують встановлювати «стандарти» споживання енергії для різних технологічних об’єктів на основі побудови значно складніших, багатофакторних математичних моделей енергоспоживання [1]. Причому для цієї мети застосовується класична процедура побудови рівнянь багатофакторної лінійної регресії, яка дозволяє одержувати математичні моделі, які достатньо точно відображають зміну обсягів споживання палива чи енергії на об’єкті в залежності від багатьох чинників, що суттєво впливають на цей процес [2].

Застосування багатофакторних математичних моделей при встановленні «стандартів» енергоспоживання у порівнянні з традиційними зарубіжними системами КіП дозволяє забезпечити одержання значно більш точних та обґрунтованих результатів контролю ефективності використання енергії технологічними об'єктами. Однак впровадження вітчизняних методик побудови та функціонування систем оперативного контролю енергоефективності на практиці пов'язане з певними труднощами, які зокрема, виникають в процесі встановлення «стандартів» енергоспоживання.

Основні проблеми, що виникають на цьому етапі створення та використання систем оперативного контролю енергоефективності полягають в наступному. Перш за все, побудова достатньо складних регресійних моделей, що включають велику кількість незалежних змінних, потребує наявності значних обсягів статистичних даних, збір яких є досить трудомістким і вимагає суттєвих витрат часу.

Крім того, сама класична процедура побудови багатофакторних рівнянь регресії є складною і трудомісткою, а також потребує відповідних знань та практичних навичок. До того ж, ця процедура не може бути повністю реалізована за допомогою стандартних програмних засобів комп'ютерів, оскільки математичне моделювання енергоспоживання вимагає систематичної участі дослідника, як на етапі визначення структури моделі, так і у подальшому під час аналізу мультиколінеарності незалежних змінних, значимості одержаних параметрів моделі тощо. При цьому слід пам'ятати, що у виробничих умовах встановлення «стандартів» енергоспоживання для численних технологічних об'єктів мають здійснювати фахівці-енергетики, які на сьогоднішній день, здебільшого, не мають для цього ні достатньо робочого часу, ні відповідних знань та навичок у галузі математичного моделювання.

З іншого боку, досить добре відомими є розроблені свого часу в Україні методи самоорганізації математичних моделей, які дозволяють автоматично (при мінімальній участі дослідника) формувати математичні моделі складних процесів [3]. При цьому моделі, що одержуються методами самоорганізації, мають оптимальну структуру, дають можливість враховувати вплив на процес, що досліджується, великої кількості незалежних змінних і потребують для визначення параметрів моделі значно менших обсягів статистичних даних, ніж при застосуванні класичних алгоритмів регресійного аналізу.

Дослідження

Виходячи з загальної характеристики зазначених вище методів моделювання, є очевидним, що застосування методів самоорганізації для побудови математичних моделей споживання палива чи енергії технологічними об'єктами видається більш зручним для фахівців-виробничників. Однак, перш ніж стверджувати, що використання цих методів для встановлення «стандартів» енергоспоживання є можливим і доцільним, необхідно на прикладі реальних технологічних установок чи процесів пересвідчитись, що результати математичного моделювання в цьому випадку будуть, принаймні, не гіршими, ніж при застосуванні методів багатофакторного регресійного аналізу.

Методологія побудови багатофакторних рівнянь регресії досить широко відома, детально описана у відповідній літературі (наприклад, у [4]) і не вимагає додаткового розгляду. Тому нижче лише будуть наведені результати математичного моделювання енергоспоживання окремих технологічних об'єктів, одержані з використанням регресійного аналізу. Що ж стосується реалізації методів самоорганізації математичних моделей на комп'ютері, то вони значно менш розповсюджені і, на думку авторів цієї статті, потребують більш детального розгляду.

Очевидно, що математичне моделювання будь-якого процесу при застосуванні цих методів також базується на експериментальних даних, які характеризують функціонування об'єкту, що досліджується. При встановленні «стандартів» енергоспоживання в якості таких даних виступають обсяги споживання палива чи енергії на об'єкті та числові значення факторів, що суттєво впливають на цей процес, зареєстровані у відповідні моменти часу.

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

Однією з основних особливостей методів самоорганізації математичних моделей є ствердження, що існує лише одна модель, найбільш адекватна процесу, що досліджується. Будь-яка інша математична модель, як менш, так і більш складна, є менш точною. Виходячи з цього твердження, побудова математичних моделей оптимальної складності базується на тому, що визначення параметрів моделі і оцінка її залишкової похибки повинні здійснюватись за різними статистичними даними.

Тобто, всі наявні статистичні дані при побудові математичних моделей з застосуванням методів самоорганізації необхідно розділяти на дві групи: на так звані навчальну (А) та перевірочну (В) послідовності. При цьому за даними навчальної послідовності визначаються параметри (константи) математичних моделей досліджуваного процесу, структура яких поступово ускладнюється за певним правилом, а на підставі даних перевірочної послідовності визначається залишкова похибка цих моделей, за величиною якої відбираються кращі моделі і робиться висновок про досягнення оптимальної складності математичної моделі процесу.

Спосіб розподілу експериментальних даних на зазначені послідовності обирає сам дослідник. Розділити вихідні дані можна на дві однакові за об'ємом вибірки, таким чином, щоб останні значення енергоспоживання і кожного з факторів увійшли до перевірочної послідовності. Або у інших пропорціях, наприклад так, щоб кількість значень, що увійшли до відповідних послідовностей співвідносилися як NA/NB = 2.

Серед великої кількості методів теорії самоорганізації математичних моделей найбільш відомими є так звані багаторядні алгоритми з пороговим відбором, які мають назву: Метод Групового Урахування Аргументів (МГУА). Ці алгоритми реалізують загальну ідею самоорганізації математичних моделей на ПЕОМ.

Існують різноманітні алгоритми МГУА, основна відмінність яких полягає у застосуванні різних так званих моделей-претендентів (опорних функцій), а також різних правил поступового ускладнення проміжних математичних моделей досліджуваного процесу.

Склад опорних функцій визначається дослідником на підставі його припущень щодо характеру впливу наявних факторів (незалежних змінних) на відповідний процес, а також щодо структури шуканої моделі. При цьому опорні функції, що застосовуватимуться при побудові математичної моделі, повинні бути лінійно незалежними одна від одної. Очевидно, що від правильного вибору опорних функцій суттєво залежить результат моделювання процесу, що досліджується.

Ще одним принципово важливим кроком, який необхідно зробити до початку моделювання будь-якого процесу з застосуванням методів самоорганізації, є вибір критерію для виявлення кращих моделей. Такий критерій називають зовнішнім, тому що його значення обчислюються за даними окремої перевірочної послідовності, які не використовувалися при визначенні параметрів (констант) математичних моделей.

Вибір зовнішнього критерія здійснюється дослідником в залежності від задачі, яка розв'язується. Досвід практичного застосування методів самоорганізації свідчить, що найбільш широке застосування мають так званий критерій регулярності і критерій мінімуму зсуву [3].

Критерій регулярності вимагає, щоб середньоквадратичне відхилення результатів моделювання деякої залежної змінної Y від її фактичних значень, розраховане за даними перевірочної послідовності B , було мінімальним:

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

де $(y_{табл})_i$ – табличні (експериментальні) значення залежної змінної в точках x_i (i=1,…N_B), що належать до перевірочної послідовності B;

$(y_M)_i$ – значення залежної змінної в точках x_i (i=1,…N_B), розраховані за відповідною математичною моделлю;

N_B – кількість експериментальних точок, що відносяться до перевірочної послідовності.

Критерій мінімуму зсуву вимагає, щоб результати моделювання, одержані за математичними моделями, побудованими за даними навчальної A і перевірочної B послідовності, якомога менше відрізнялися між собою на деякому інтервалі екстраполяції (x_1; $x_{\alpha N}$):

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

де $(y_{табл})_i$ – експериментальні значення залежної змінної в точках x_i (i =1,…N), що належать до навчальної і перевірочної послідовності даних ($N = N_A+N_B$);

$(y_A)_i$ – значення залежної змінної в точках 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.

Найбільш завадостійкими виявляються алгоритми, в яких використовують комбінації двох критеріїв, а саме послідовне застосування критерію мінімуму зсуву і критерію регулярності.

Формування математичної моделі оптимальної складності будь-якого досліджуваного процесу відбувається шляхом виконання численних ітеративних розрахунків, які називають рядами селекції моделі.

Загальну ідею селекції математичної моделі оптимальної складності можна продемонструвати на прикладі одного з алгоритмів МГУА, зображеного у вигляді схеми, наведеної на рис. 1.

На першому ряду селекції формуються математичні моделі процесу, що досліджується, які враховують вплив на нього лише двох факторів. При цьому перебираються всі можливі варіанти попарного комбінування незалежних змінних X_i. Отже результатом першого ряду селекції є низка проміжних математичних моделей процесу, які в загальному випадку можна подати у вигляді наступних рівнянь:

$$Y_1^* = f_1(X_1; X_2);\quad Y_2^* = f_2(X_1; X_3);...;\quad Y_3^* = f_3(X_{n-1}; X_n), \tag{3}$$

Де Y_1^*, Y_2^*, Y_s^* - значення залежної змінної, одержані за відповідними моделями першого ряду селекції;

s – кількість попарних сполучень незалежних змінних, що використовуються при моделюванні.

Невідомі параметри (константи) моделей (3) визначаються з застосуванням методу найменших квадратів за експериментальними точками навчальної послідовності.

В залежності від обраного зовнішнього критерію селекції математичної моделі оптимальної складності для кожної з проміжних моделей першого ряду (3) за формулою (1) або (2) розраховуються числові значення відповідного критерію. При цьому, як зазначалося, значення критерію селекції моделі обчислюються на підставі даних перевірочної послідовності.

З метою здійснення цілеспрямованої селекції математичної моделі оптимальної складності всі проміжні моделі першого ряду селекції (3) необхідно впорядкувати за зростанням значень вибраного зовнішнього критерію, що відповідають цим моделям.

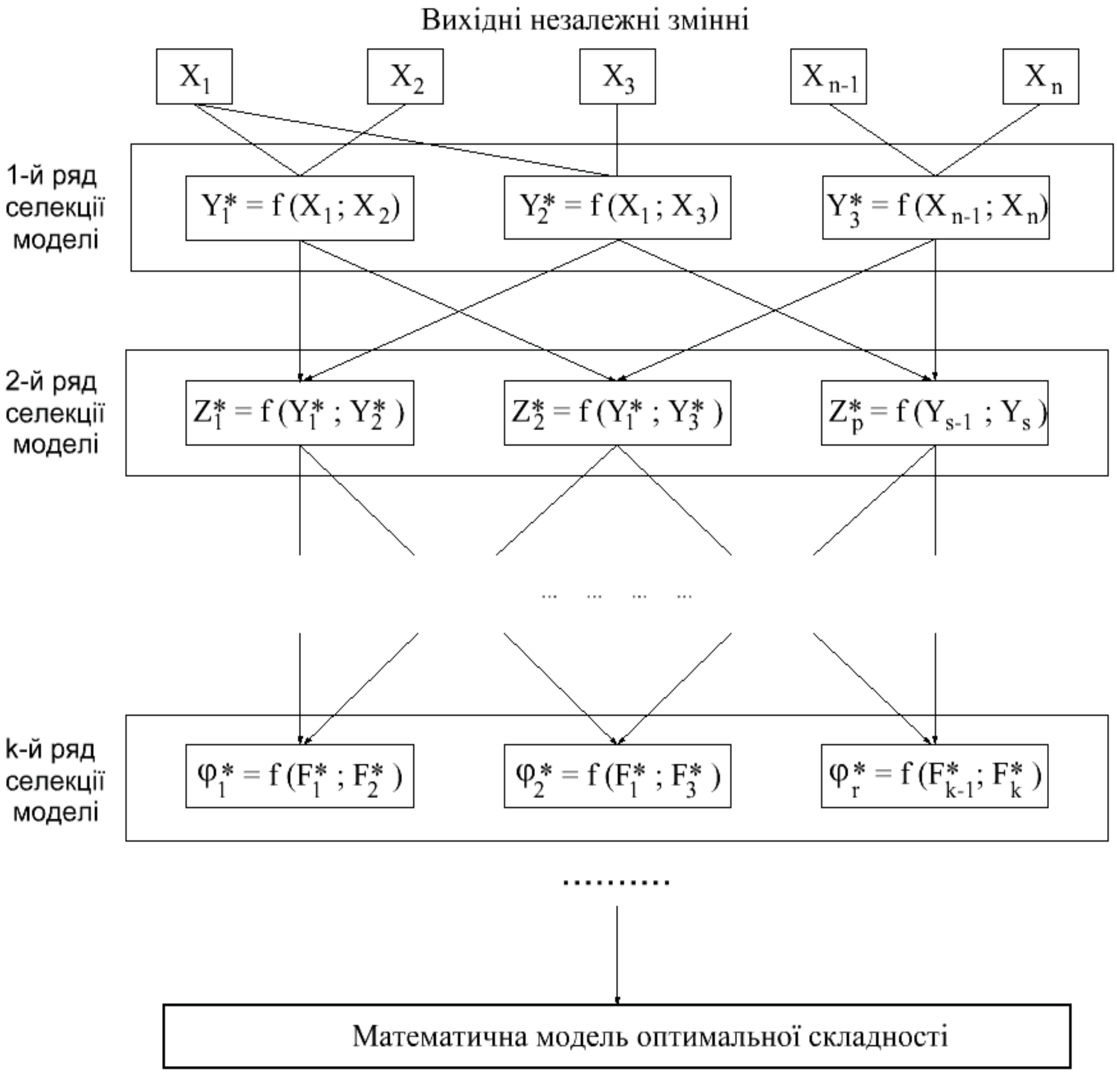

Рис. 1. Схема самоорганізації математичних моделей з застосуванням одного з алгоритмів МГУА

Далі з загальної впорядкованої множини проміжних моделей (3) відбирається певна кількість кращих моделей, а отримані за цими моделями значення залежної змінної Y_{ij}^* приймаються в якості нових незалежних змінних. При цьому відбір не однієї, а певної кількості кращих проміжних моделей дозволяє забезпечити необхідну свободу вибору рішень на наступних рядах селекції математичної моделі оптимальної складності процесу, що досліджується.

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

$$Z_1^* = f_1(Y_1^*; Y_2^*);\ Z_2^* = f_2(Y_1^*; Y_3^*);\ \ldots;\ Z_s^* = (Y_{n-1}^*; Y_n^*), \tag{4}$$

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. Проміжні моделі другого ряду селекції (4) також впорядковуються за зростанням обчислених для них значень вибраного зовнішнього критерію, які розраховуються за експериментальними даними перевірочної послідовності.

Далі найкращі моделі, одержані після першого та другого ряду селекції, порівнюються між собою за розрахованими для них числовими значеннями вибраного зовнішнього критерію. Якщо найкраща проміжна модель, одержана після другого ряду селекції, виявиться гіршою за найкращу моделлю першого ряду, то на цьому процес формування математичної моделі оптимальної складності завершується. При цьому найкраща модель першого ряду селекції, як така, що має найменше значення вибраного зовнішнього критерію, являє собою шукану математичну модель оптимальної складності процесу, що досліджується.

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

Таким чином, складність проміжних математичних моделей досліджуваного процесу від ряду до ряду селекції зростає за рахунок збільшення кількості вихідних факторів, що в них враховуються. При цьому числові значення того чи іншого критерію «якості» цих моделей, які визначаються за всіма наявними експериментальними даними, будуть змінюватись монотонно. Значення ж будь-якого зовнішнього критерію, які, як зазначалося, розраховуються за даними окремої перевірочної послідовності, при підвищенні складності проміжних моделей змінюються немонотонно, що дозволяє використовувати ці величини в якості критерію завершення процесу селекції математичної моделі оптимальної складності. Інакше кажучи, ускладнення проміжних моделей доцільно продовжувати доти, поки на одному з рядів селекції не буде досягнуто мінімуму вибраного зовнішнього критерію. Математична модель, що відповідає цій умові і буде шуканою моделлю оптимальної складності, найбільш адекватною досліджуваному процесу, єдиною при даному наборі вихідних факторів. Така модель в загальному випадку може бути представлена у вигляді поліному:

$$\varphi^* = a_0 + a_1 X_1 + a_2 X_2 + \ldots + a_N X_N, \tag{5}$$

де a_0, a_1, a_2, …, a_N – параметри (константи) моделі;

X_1, X_2, …, X_N – вихідні незалежні змінні, які ввійшли до математичної моделі оптимальної складності.

Виходячи з наведеної вище методології, цілком очевидно, що практичне застосування методів самоорганізації математичних моделей, зокрема при встановленні «стандартів» енергоспоживання в системах оперативного контролю енергоефективності є можливим та доцільним лише за умови використання для цієї мети комп’ютера та відповідного програмного забезпечення.

Однорядний алгоритм побудови математичних моделей оптимальної складності з застосуванням методу групового урахування аргументів можна проілюструвати на прикладі моделювання витрат електричної енергії в цеху з виробництва аміаку хімічного підприємства.

В цеху встановлені два однакові за потужністю аміачні поршневі компресори продуктивністю 25 тон аміаку за годину, сировиною для виробництва якого є природний газ і повітря. Таким чином основними приймачами електричної енергії в цеху є тихохідні синхронні двигуни аміачних компресорів, а також турбокомпресорів, що подають до них повітря та природний газ.

Величина витрат електроенергії в цеху за деякий період залежить від багатьох чинників, основними з яких є обсяг виробництва аміаку та споживання природного газу, середня температура повітря, що подається до аміачних компресорів, температура зворотної води в системах охолодження компресорів тощо.

Очевидно, що при побудові математичної моделі електроспоживання цеху було б доцільно, по можливості, врахувати як всі ці, так і численні інші чинники. Однак наявні в цеху прилади та системи обліку на сьогоднішній день дозволяють реєструвати лише щогодинні значення витрат електричної енергії, а також обсягів споживання природного газу та виробництва аміаку, що в решті решт визначило склад факторів, які були використані у цьому прикладі.

Отже, в якості вихідних даних для моделювання витрат електроенергії в цеху з виробництва аміаку були використані щогодинні величини зазначених вище факторів, які накопичувалися почасово протягом шести робочих днів і частково наведені в табл. 1.

Таблиця 1

Вихідні дані для побудови математичної моделі

Дата	Час	Виробітка аміаку, тонн	Споживання природного газу, 1000 м³/годину	Спожита електроенергія, 1000 кВт·год
		X1	X2	Y
20…/…/01	01:00:00	48,724	53,461	37,271
20…/…/01	02:00:00	48,801	53,351	37,225
20…/…/01	03:00:00	48,756	53,398	37,262
20…/…/01	04:00:00	49,292	53,494	37,312
20…/…/01	05:00:00	50,080	55,097	37,436
20…/…/01	06:00:00	49,578	54,182	37,791
20…/…/01	07:00:00	49,191	54,504	37,572
20…/…/01	08:00:00	49,241	54,358	37,629
20…/…/01	09:00:00	49,387	54,164	37,564
20…/…/05	06:00:00	49,912	54,449	36,718
….	….	….	….	….
20…/…/06	17:00:00	48,540	53,862	36,111
20…/…/06	18:00:00	48,216	53,179	36,031
20…/…/06	19:00:00	48,489	53,413	36,071
20…/…/06	20:00:00	48,217	54,031	36,104
20…/…/06	21:00:00	48,555	53,971	36,340
20…/…/06	22:00:00	48,678	54,126	36,396
20…/…/06	23:00:00	48,407	53,958	36,424
20…/…/07	00:00:00	48,532	54,241	36,371

Розподіл наявних вихідних даних на навчальну та перевірочну послідовності здійснювався випадковим чином, так щоб забезпечити задане співвідношення $N_A/N_B = 2$. До цього слід додати, що при побудові математичних моделей оптимальної складності з застосуванням алгоритмів МГУА, як показали дослідження авторів цієї статті, до перевірочної послідовності, крім зібраних статистичних даних, доцільно включати також так звані характерні точки. Зокрема, у даному прикладі у перевірочній послідовності була врахована характерна точка з координатами (0; 0; 0), що відповідає ситуації, коли цех не працює, тобто в ньому відсутнє виробництво продукції, а також споживання сировини і електричної енергії. Включення цієї точки дозволяє суттєво підвищити точність математичного моделювання досліджуваних процесів.

Для ілюстрації наведеної вище методології побудови математичних моделей оптимальної складності в процесі вирішення цієї задачі розраховувалися числові значення двох зовнішніх критеріїв: критерію регулярності (1) і критерію мінімуму зсуву (2). При цьому коефіцієнт екстраполяції α було прийнято рівним 1,5.

Математичне моделювання обсягу споживання електроенергії в цеху з виробництва аміаку здійснювалось з застосуванням програми МГУА [4], яка реалізує однорядний (комбінаторний) алгоритм самоорганізації моделей засобами Mathcad 2000 Professional.

Базисні функції (моделі-претенденти), які були використані в цьому прикладі для побудови математичної моделі оптимальної складності досліджуваного процесу наведені на рис. 2.

$$\mathrm{FunModel}(t) := \begin{bmatrix} 1 \\ t_0 \\ t_1 \\ t_0 \cdot t_1 \\ (t_0)^2 \\ (t_1)^2 \\ (t_0)^2 \cdot t_1 \\ (t_1)^2 \cdot t_0 \\ (t_0)^2 \cdot (t_1)^2 \\ (t_0)^3 \\ (t_1)^3 \end{bmatrix}$$

Рис. 2. Вікно програми Mathcad 2000 Professional з зазначенням базисних функцій, що використовувались в процесі побудови математичної моделі оптимальної складності (t_0 та t_1 - коди незалежних змінних X_1 та X_2)

Побудова моделі починається з визначення парних рівнянь регресії, тобто з побудови проміжних математичних моделей першого ряду селекції, які враховують вплив на електроспоживання цеху тільки одного з відомих факторів і в загальному вигляді можуть бути записані як $Y= f(X_1)$ та $Y= f(X_2)$.

Проміжні математичні моделі споживання електричної енергії в цеху на першому ряду селекції моделі оптимальної складності були визначені шляхом повного перебору всіх можливих моделей-претендентів з представленої на рис. 2 їх множини.

Результат пошуку найкращої математичної моделі ряду, яка враховує вплив на споживання електричної енергії в цеху з виробництва аміаку тільки однієї незалежної змінної X_1, наведено на рис. 3.

Знайдена модель $\qquad g(t) := \mathrm{FunR}(t,m)$

$$g(t) \rightarrow -2.1663787874757169010 + 1.4725310826674107630 \cdot t_0 - 1.3609705739019243416 \cdot 10^{-4} \cdot (t_0)^3$$

Значення критерію регулярності, яке досягнуте $\qquad V_{opt} = 1.727 \times 10^{-4}$

Значення критерію мінімуму зсуву, яке досягнуте $\qquad W_{opt} = 5.883 \times 10^{-6}$

Глибина мінімуму критерію мінімуму зсуву $\qquad \mathrm{jump} := \dfrac{\max(W)}{\min(W)} \qquad \mathrm{jump} = 397.732$

Рис. 3. Вікно програми Mathcad 2000 Professional з результатами пошуку найкращої моделі виду $Y= f(X_1)$

Таким чином, найкраща проміжна математична модель електроспоживання цеху в залежності від фактора X_1, для якої числове значення критерію регулярності є найменшим, має вигляд:

$$Y = -2{,}16638+1{,}47253 \cdot (X_1) - 0{,}00014 \cdot (X_1)^3 \quad .$$

На тому ж першому ряду селекції математичної моделі оптимальної складності була визначена найкраща модель ряду, яка враховує вплив на споживання електричної енергії в цеху тільки незалежної змінної X_2 (рис. 4) і має вигляд:

$$Y = 1{,}62521+0{,}71600 \cdot (X_2).$$

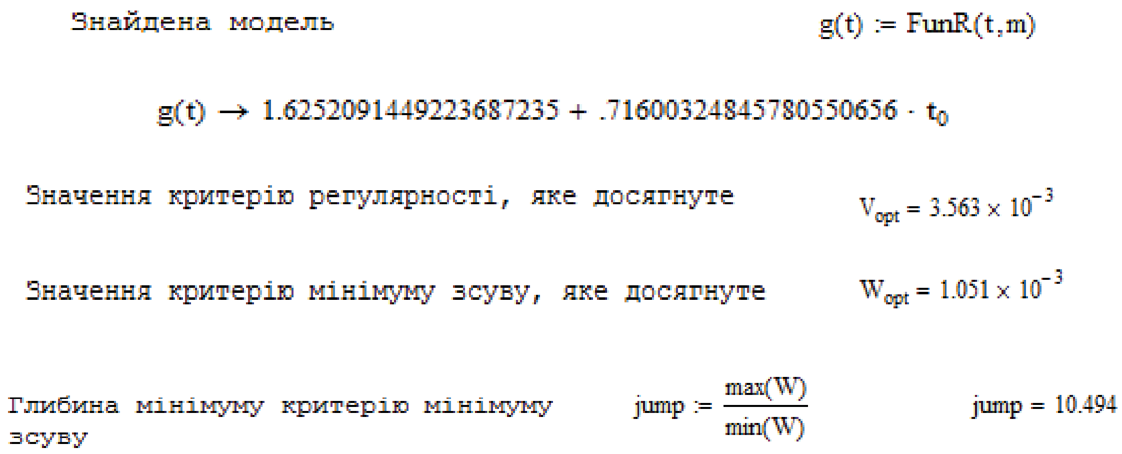

Рис. 4. Вікно програми Mathcad 2000 Professional з результатами пошуку найкращої моделі виду $Y = f(X_2)$

Виходячи з наведених на рис. 3 та рис. 4 числових значень зовнішніх критеріїв, з двох наведених проміжних математичних моделей кращою є модель виду $Y = f(X_1)$. Оскільки це твердження не є абсолютно очевидним, його справедливість може бути підтверджена шляхом обчислення для зазначених вище двох математичних моделей традиційних статистичних критеріїв якості моделювання, зокрема, значень множинного коефіцієнту кореляції, коефіцієнту детермінації і залишкової середньоквадратичної (стандартної) похибки одержаних моделей. Результати розрахунку цих величин, виконаного з застосуванням програмного забезпечення Microsoft Excel (пакет «Аналіз даних»), наведено в табл. 2.

Таблиця 2

Результати розрахунку статистичних критеріїв оцінки якості побудованих математичних моделей енергоспоживання цеху з виробництва аміаку

Математична модель	Множинний коефіцієнт кореляції (R)	Коефіцієнт детермінації (R^2)
Однофакторна модель виду $Y = f(X_1)$	0,563	0,316
Однофакторна модель виду $Y = f(X_2)$	0,410	0,168

Отже, наведені в табл. 2 значення статистичних критеріїв підтверджують, що краща проміжна математична модель виду $Y = f(X_1)$ дійсно є більш точною: ця модель «пояснює» 31,6 % загальної дисперсії фактичних значень електроспоживання цеху, в той час як краща модель виду Y = f (X_2) «пояснює» дисперсію зазначеної залежної змінної лише на 16,8 % (відповідно ця модель має більшу залишкову середньоквадратичну похибку).

Однак, після першого ряду селекції ще не можна стверджувати, що одержана найкраща проміжна математична модель являє собою модель оптимальної складності. Щоб пересвідчитись в цьому або мати підстави стверджувати протилежне, необхідно продовжити процес самоорганізації математичної моделі електроспоживання цеху за наведеним вище загальним алгоритмом МГУА, тобто, виконати щонайменше ще один ряд селекції моделі. Як зазначалося, на другому ряду, виходячи з прийнятого складу базисних функцій (рис. 2), мають бути сформовані всі можливі проміжні математичні моделі, які враховують вплив на споживання електричної енергії в цеху з виробництва аміаку вже двох незалежних змінних: X_1 та X_2, після чого з усієї множини таких моделей за відповідними зовнішніми критеріями повинна бути вибрана найкраща. Результат пошуку найкращої математичної моделі, побудованої на другому ряду селекції, наведено на рис. 5.

Знайдена модель $g(t) := FunR(t,m)$

$$g(t) \rightarrow 2.93980103828645640 \cdot 10^{-4} + 1.0658966373570600012 \cdot t_1 - 1.389617155430213614 \cdot 10^{-2} \cdot t_0 \cdot t_1 + 1.382129772847660629 \cdot 10^{-4} \cdot (t_0)^3$$

Значення критерію регулярності, яке досягнуте $V_{opt} = 9.294 \times 10^{-5}$

Значення критерію мінімуму зсуву, яке досягнуте $W_{opt} = 7.255 \times 10^{-4}$

Глибина мінімуму критерію мінімуму зсуву $jump := \frac{max(W)}{min(W)}$ $jump = 2.322 \times 10^{4}$

Рис. 5. Вікно програми Mathcad 2000 Professional з результатами пошуку найкращої моделі виду Y = f (X1, X2)

Таким чином після другого ряду селекції одержана найкраща математична модель, яка має вигляд:

$$Y = 0{,}00029 + 1{,}06590 \cdot X_2 - 0{,}01390 \cdot X_1 \cdot X_2 + 0{,}00014 \cdot (X_1)^3$$

За критерієм регулярності ця модель є більш точною ніж найкраща з проміжних моделей, одержаних після першого ряду селекції. Тобто, в принципі, процес самоорганізації математичної моделі електроспоживання цеху потрібно було б здійснювати далі. Однак, оскільки всі наявні незалежні змінні і всі прийняті базисні функції вже вичерпані, подальше продовження цього процесу є неможливим. Отже найкраща проміжна модель, побудована на другому ряду селекції, і є математичною моделлю оптимальної складності процесу, що досліджується.

Щоб оцінити, наскільки якісною є модель споживання електричної енергії в цеху з виробництва аміаку, одержана в наведеному прикладі з застосуванням алгоритму МГУА, доцільно для цього ж виробничого об’єкту за тими ж самими вихідними даними побудувати математичну модель електроспоживання за традиційною методикою багатофакторного регресійного аналізу. Як зазначалося, ця методика є добре відомою, тому достатньо просто навести одержане з її використанням рівняння регресії, яке має вигляд:

$$Y = 0{,}00002 x_1^3 + 0{,}62 x_2 + 1{,}19.$$

Результати розрахунку значень статистичних критеріїв якості моделювання процесу, досліджуваного в цьому прикладі, для математичних моделей, побудованих з застосуванням алгоритмів МГУА та багатофакторного регресійного аналізу, наведені в табл. 3.

Таблиця 3

Результати розрахунку статистичних критеріїв оцінки якості побудованих математичних моделей енергоспоживання цеху з виробництва аміаку

Спосіб побудови математичної моделі	Множинний коефіцієнт кореляції (R)	Коефіцієнт детермінації (R^2)
Модель, побудована за алгоритмом МГУА	0,778	0,605
Модель, побудована за алгоритмом багатофакторного регресійного аналізу	0,58	0,336

Наведені в табл. 3 значення статистичних критеріїв підтверджують, що математична модель споживання електричної енергії в цеху з виробництва аміаку, побудована за алгоритмом МГУА, є кращою у порівнянні з моделлю, одержаною з застосуванням традиційної методики багатофакторного регресійного аналізу, оскільки модель оптимальної складності більш повно «пояснює» дисперсію обсягів електроспоживання цеху, тобто точніше описує залежність цієї величини від наявних чинників, що на неї впливають.

Висновки

1. Для побудови математичних моделей споживання палива чи енергії, на підставі яких у подальшому слід встановлювати відповідні «стандарти» енергоспоживання для технологічних і господарських об'єктів, у виробничих умовах цілком можливо і доцільно використовувати методи самоорганізації математичних моделей, зокрема, алгоритми методу групового урахування аргументів (МГУА).

2. Застосування зазначених алгоритмів та відповідного програмного забезпечення у порівнянні з використанням традиційних методів багатофакторного регресійного аналізу дозволяє одержувати більш точні результати математичного моделювання процесів енергоспоживання при значно менших витратах робочого часу фахівців-виробничників.

Список літератури

1. В. Ф. Находов, О. В. Бориченко, О. В. Тишко. Удосконалення діючої системи нормалізації енергоспоживання на основі контролю і планування витрат електричної енергії. // «Промислова електроенергетика та електротехніка» Промелектро : інформ. зб. – 2010. – № 3. – С. 51–58.

2. В. Ф. Находов, Д. Кармона, А. В. Овдієнко. Установление «стандартов» энергопотребления для локальных систем контроля и анализа эффективности использования энергии. Энергия и Электрификация.–2002. – № 6. – С. 19–25.

3. Ивахненко А. Г., Мюллер Й. А. К. Самоорганизация прогнозирующих моделей. – Киев: Наукова думка, 1985. – 221с.

4. Стеценко І. В. Моделювання систем: навч. посібник / І. В. Стеценко; М-во освіти і науки України. Черкас.держ.технол.ун-т. – Черкаси: ЧДТУ, 2010. – 399 с.

APPLICATION OF MATHEMATICAL MODELS FOR THE INSTALLATION "STANDARD" IN THE SYSTEMS OF OPERATIONAL CONTROL OF ENERGY EFFICIENCY

W. F. NAKCODOV, Cand. Tech. Scie., I. V. STETSENKO, Cand. Tech. Scie.
Ja. S. BEDERAK, engineer

This paper debates the use of the group method of data handling (GMDH) for the application of mathematical models of fuel or electric consumption at industrial plants.

Поступила в редакцию 03.04 2012 г.