УДК 622.331

В. П. Розен, канд. техн. наук, профессор; **Л. Я. Кулаковский**
Национальный технический университет Украины «Киевский политехнический институт»

РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА ПОСТРОЕНИЯ ФАКТОРНОГО ПОЛЯ ПРОЦЕССА СУШКИ ТОРФА В ПАРОВЫХ ТРУБЧАТЫХ СУШИЛКАХ

В статье выделены совокупность исследуемых факторов работы паровой трубчатой сушилки, что включает 33 факторы. Уменьшение количества признаков позволит сократить количество проводимых опытов до приемлемого производством количества, повысить скорость выполнения алгоритмов, уменьшить общую погрешность модели и упростить задачу математического моделирования. Для достижения этой цели разработана методика сжатия факторного поля для решения задачи управления паровой трубчатой сушилки с помощью проведения экспертного оценивания и применения нейронных сетей, что позволило выделить основные показатели процесса сушки.

Ключевые слова: паровая трубчатая сушилка, математическая модель, факторное поле, отбор признаков, искусственные нейронные сети.

Надійшла 15.11.2013
Received 15.11.2013

УДК 621.311.003.13

В.Ф. Находов, канд. техн. наук, доцент; **О.В. Бориченко**, канд. техн. наук; **Д.О. Іванько**
Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут»

ВИБІР НЕОБХІДНОГО СКЛАДУ КРИТЕРІЇВ АДЕКВАТНОСТІ МАТЕМАТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ В СИСТЕМАХ ОПЕРАТИВНОГО КОНТРОЛЮ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОСТІ

Дана стаття присвячена питанням вдосконалення підходів до контролю ефективності енерговикористання. Зокрема, проаналізовано необхідність впровадження систем оперативного управління ефективністю енерговикористання. Розглянуто методи математичного моделювання, які можуть бути застосовані для встановлення «стандартів» енергоспоживання в системах оперативного контролю енергоефективності. При виборі методу встановлення «стандартів» енергоспоживання запропоновано проводити їх порівняння за допомогою певних критеріїв адекватності. При цьому з великої кількості відомих критеріїв запропоновано попередньо відбирати такий їх склад, щоб уникнути дублювання їх змісту. Розроблено методичні основи визначення доцільного складу критеріїв адекватності математичних моделей, який полягає у групуванні будь-якого набору відповідних критеріїв за їх змістом з подальшою перевіркою критеріїв, які входять до однієї групи, на «однорідність» з застосуванням методів кореляційного аналізу.

Ключові слова: системи оперативного контролю енергоефективності, «стандарт» енергоспоживання, методи математичного моделювання, критерії адекватності, кореляційний аналіз, метод аналізу середовища функціонування.

Вступ. Підвищення енергетичної ефективності вітчизняних промислових підприємств є одним з стратегічних напрямів розвитку економіки України. Відомо, що значну частину собівартості продукції, виробленої будь-яким промисловим підприємством, складають витрати на енергоресурси. Зважаючи на це, раціональне, ефективне використання палива та енергії на виробничо-господарських об'єктах України дозволить помітно скоротити витрати на виробництво вітчизняної продукції і тим самим зробити її більш конкурентоспроможною на зовнішніх ринках.

Для досягнення бажаних результатів у сфері енергозбереження не достатньо лише впроваджувати відповідні заходи, а потрібно також систематично здійснювати управління енергоспоживанням, зокрема, оперативно контролювати реально досягнутий рівень ефективності використання паливно-енергетичних

© Находов В.Ф., Бориченко О.В., Іванько Д.О., 2013

ресурсів (ПЕР). З цією метою в зарубіжній практиці на будь-якому виробничому чи комерційному об'єкті створюється система енергетичного менеджменту, основною метою функціонування якої є систематичне, цілеспрямоване підвищення енергетичної ефективності господарювання при одночасному раціональному використанні всіх інших ресурсів [1].

Однією з складових систем енергоменеджменту є системи контролю і планування енергоспоживання (системи КіП), відомі також під назвою Monitoring and Targeting Systems [1-4]. Такі системи створюються для невеликих (локальних) виробничих об'єктів – окремих установок, агрегатів, технологічних процесів, підрозділів підприємства. Основним призначенням цих систем є здійснення оперативного контролю ефективності використання ПЕР на зазначених об'єктах. Системи КіП дозволяють контролювати безпосередньо абсолютні (а не питомі) витрати енергоносіїв, а «еталоном» чи «стандартом» ефективного використання палива чи енергії на об'єкті є математична модель обсягу споживання відповідного енергоресурсу, побудована в залежності від низки чинників, які характеризують результати та умови протікання виробничого процесу.

Постановка проблеми. Однією з основних функцій систем оперативного контролю енергоефективності є встановлення «стандартів» енергоспоживання. Саме у порівнянні фактичних обсягів споживання палива чи енергії з такими «стандартами» і полягає процес контролю ефективності енерговикористання на будь-якому об'єкті. При цьому в традиційних зарубіжних методиках побудови систем КіП «стандарти» енергоспоживання встановлюють, як правило, у вигляді:

— деякої константи, тобто постійної максимально допустимої величини витрат палива або енергії на об'єкті;

— рівняння однофакторної лінійної регресії між витратами енергії на об'єкті і значеннями деякого чинника, який найсуттєвіше впливає на величину цих витрат [1, 3].

Такі «стандарти», здебільшого, є занадто спрощеними, недостатньо адекватними відповідним процесам, оскільки не враховують вплив багатьох важливих чинників на споживання енергетичних ресурсів в конкретних умовах. Зокрема, до таких чинників необхідно віднести технічний стан і режими роботи обладнання, параметри, що характеризують технологію і організацію відповідних виробничих процесів, а також кліматичні або інші «зовнішні» умови виробництва. При цьому, як свідчить практика, вплив більшості з цих чинників на обсяги енергоспоживання має нелінійний характер.

На сьогодні існують і можуть бути застосовані для побудови «стандартів» енергоспоживання в системах оперативного контролю енергоефективності різні методи математичного моделювання, які дозволяють одержувати лінійні або нелінійні, однофакторні або багатофакторні математичні моделі витрати ПЕР на виробничих об'єктах.

Зокрема, в роботі [5] розглядалася можливість застосування для контролю енергоспоживання технологічних об'єктів одного з найпростіших методів моделювання часових рядів, а саме – методу ковзного середнього (англ. Moving Average – MA). Однак точніші результати можуть бути отримані з застосуванням більш складних методів, наприклад моделями моделями Бокса-Дженкинса (ARIMA), сингулярного спектрального аналізу (SSA) тощо.

Одним з відомих методів побудови складних багатофакторних моделей є метод групового урахування аргументів (МГУА), який базується на застосуванні теорії самоорганізації математичних моделей [6]. При цьому для одержання математичних моделей оптимальної складності необхідно розглядати достатньо складні базові функції, такі що мають вигляд поліномів, експонент, рядів Фур'є.

Протягом кількох останніх десятиліть у різних сферах діяльності все більшої популярності набувають методи математичного моделювання на основі нейронних мереж. Зокрема, так звані радіальні базисні нейронні мережі дозволяють при незначних витратах часу будувати математичні моделі високої складності, які демонструють хороші результати моделювання в умовах нелінійного впливу чинників на відповідні залежні змінні.

Зважаючи на індивідуальні особливості процесів енергоспоживання, виробничих умов, складу та характеру впливу чинників, що визначають обсяг споживання енергетичних ресурсів, цілком очевидним є, що неможливо заздалегідь визначити деякий метод математичного моделювання чи вид математичної моделі, який був би найбільш придатним для побудови «стандартів» енергоспоживання на будь-якому технологічному об'єкті.

Тобто вибір методу моделювання енергоспоживання повинен здійснюватись індивідуально для кожного об'єкту контролю з урахуванням його особливостей. Більш того, для одного й того ж самого об'єкту контролю може бути потрібно періодично повторювати процедуру вибору найбільш прийнятного методу математичного моделювання енергоспоживання у зв'язку зі змінами, які відбуваються на самому об'єкті або в умовах його функціонування.

Для вирішення цього питання можливі для застосування математичні моделі необхідно порівнювати між собою, перш за все, за допомогою певних критеріїв їх адекватності, які дозволяють враховувати відповідні «кількісні» характеристики математичних моделей.

Метою цієї статті є викладення запропонованих авторами методичних основ визначення доцільного складу критеріїв адекватності, які мають застосовуватись при виборі математичних моделей, необхідних для встановлення «стандартів» енергоспоживання в системах оперативного контролю енергоефективності.

Однак, вибираючи найбільш прийнятний метод математичного моделювання енергоспоживання, слід приймати до уваги, що використання того чи іншого методу може впливати не лише на точність встановлення «стандарту», але й на вибір процедури контролю, витрати часу на його проведення, кількості персоналу залученого до виконання даної роботи тощо, обумовлюючи функціональність всієї системи оперативного контролю енергоефективності. Отже, для остаточного вирішення задачі вибору методу моделювання енергоспоживання можливі для застосування математичні моделі необхідно порівнювати не лише за «кількісними» критеріями їх адекватності, але й за деякими іншими, «якісними» їх характеристиками, про що було детальніше написано у [7].

Основні результати дослідження. Насьогодні існує досить широкий набір критеріїв, які дозволяють робити висновки про адекватність тих чи інших математичних моделей відповідним процесам, які вони описують. Однак численні розрахунки свідчать, що застосування окремих критеріїв може призводити до отримання неоднозначних результатів вибору найбільш прийнятної моделі чи методу моделювання енергоспоживання. Тому в багатьох літературних джерелах оцінку адекватності математичних моделей рекомендується здійснювати не за одним, а за кількома критеріями одночасно [8]. При цьому, очевидно, що процедура вибору найбільш доцільного методу математичного моделювання являє собою певну багатокритеріальну оптимізаційну задачу. Методологія вибору найбільш прийнятної моделі за кількома критеріями детально наведена, зокрема, в роботі [7].

Існує багато критеріїв адекватності, які фактично дублюють один одного або оцінюють одні і ті ж властивості математичної моделі. Використання таких «однорідних» критеріїв не лише не дозволяє всебічно оцінювати відповідні «кількісні» характеристики математичних моделей, але й призводить до необхідності виконання зайвих розрахунків. При цьому застосування кількох «однорідних» критеріїв при вирішенні багатокритеріальної задачі може призвести до одержання суперечливих результатів і, врешті, до вибору далеко не найкращого методу математичного моделювання.

Іншими словами, використання різних наборів критеріїв адекватності математичних моделей досить часто призводить до різних результатів вибору найбільш прийнятної з них. Отже, коректне вирішення задачі визначення доцільного складу критеріїв адекватності математичних моделей, які застосовуються для встановлення «стандартів» енергоспоживання, є принципово важливим питанням при побудові та подальшому функціонуванні систем оперативного контролю енергоефективності.

В таблиці 1 наведені критерії, які традиційно використовуються для оцінки адекватності математичних моделей.

Необхідно звернути увагу, що для більш точної і всебічної оцінки математичних моделей деякі критерії оперують не однією статистичною вибіркою, а двома ─ навчальною та перевірочною. Дані з першої вибірки використовуються для побудови математичної моделі (тобто, для визначення її параметрів), друга ж вибірка даних застосовується для знаходження критеріїв адекватності моделі.

Окремі критерії, наприклад критерій прогнозуючої здатності, потребують для визначення їх значень, крім навчальної та контрольної, наявності ще й додаткової, екзаменаційної вибірки. Проте, зважаючи на недостатній обсяг статистичних даних, особливо на етапі початкового встановлення «стандартів» енергоспоживання, використання критеріїв, які оперують трьома вибірками, слід вважати недоцільним. Тому у подальших роздумах, наведених у цій статті, такі критерії не розглядалися.

Як видно з таблиці 1, критерії адекватності математичних моделей за їх змістом можна умовно поділити на два класи. Застосування критеріїв, що входять до першого класу, базується на порівнянні їх розрахункових значень з табличними. За результатами цього порівняння робиться висновок про принципову придатність даної моделі за тою чи іншою її ознакою. До таких критеріїв, зокрема, можна віднести тест Чоу на стабільність моделі, а також критерії Фішера, Стьюдента, Дарбина-Уотсона [9]. Ці критерії, як правило, можуть бути використані лише для попереднього відбору математичних моделей, які в подальшому будуть порівнюватись між собою за іншими ознаками з метою вибору кращої з них.

До другого класу можна віднести всі інші критерії, тобто ті, що дозволяють порівнювати математичні моделі за їх точністю та вибирати найкращу з них. Таких критеріїв існує досить велика кількість (таблиця 1), однак, як вже зазначалося, одночасне використання всіх цих критеріїв навряд чи є доцільним. Тому при вирішенні задачі вибору найбільш прийнятної моделі для встановлення «стандартів» енергоспоживання в системах оперативного контролю енергоефективності, перш за все, потрібно виокремити певний мінімально необхідний склад критеріїв, які б дозволяли здійснювати всебічну оцінку адекватності математичних моделей, уникаючи при цьому зайвих розрахунків та можливості одержання суперечливих результатів.

Таблиця 1

Критерії оцінки адекватності математичних моделей

№	Назва	Формула	Умовні позначення	Зміст критерію
1	*ESS* - сума квадратів залишків моделювання	$ESS = \sum_{k=1}^{n} (y_k - \hat{y}_k)^2$	де $y_k, \hat{y}_k$ - фактичні та розрахункові значення залежної змінної.	Близькість SSE до нуля свідчить про хороше наближення вихідних даних побудованою моделлю.
2	Залишкова дисперсія	$D_{зал} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n} \left(y_{фі} - y_i^* \right)^2$	де $y_{фі}, y_i^*$ - фактичні та розрахункові значення змінної; n- кількість спостережень.	Характеризує розкид значень залишків моделювання навколо лінії регресії. Чим меншим є цей розкид, тим кращою є модель.
3	Стандартна похибка моделювання (SEE)	$SEE = \sqrt{\frac{ESS}{n-k-1}}$	де *ESS* - сума квадратів залишків моделювання; n- кількість спостережень; k- число незалежних змінних.	SEE можна інтерпретувати як різновид середнього значення залишків моделювання або як середню похибку прогнозування значень залежної змінної.
4	Коефіцієнт детермінації (R^2; R-square)	$R^2 = 1 - \frac{ESS}{TSS}$	де *ESS* - сума квадратів залишків моделювання; $TSS = \sum_{k=1}^{n} (y_k - \overline{y})^2$ - сума квадратів відхилення фактичних значень залежної змінної від її середньої величини.	Це частка дисперсії залежної змінної, яка «пояснюється» побудованою математичною моделлю, тобто тим складом незалежних змінних, що включені до відповідної моделі. Цей критерій розглядають як універсальну міру тісноти статистичної залежності однієї випадкової величини від певної кількості інших величин.
5	Уточнений коефіцієнт детермінації (Adjusted R-square)	$R^2_{Adj} = 1 - \frac{ESS(n-1)}{TSS(n-m)}$	де n - кількість спостережень; m - число параметрів (незалежних змінних) моделі.	Це значення коефіцієнту детермінації, скориговане з урахуванням числа ступенів свободи вихідних даних до та після побудови математичної моделі. Близькі до одиниці значення цього критерію свідчать про хороше наближення вихідних даних відповідною моделлю.
6	Середня похибка апроксимації	$\overline{A} = \frac{1}{n} \sum \left\| \frac{y - \hat{y}}{y} \right\| 100\%$	де $\hat{y}, y$ - відповідно розрахункові та фактичні значення залежної змінної; n - кількість спостережень.	Характеризує середнє відносне відхилення розрахункових значень залежної змінної від фактичних. Побудована математична модель вважається прийнятною, якщо значення (цього критерію) не перевищує 10-12%.
7	Mean Absolute Error (MAE)	$MAE = \frac{1}{n} \sum \left\| y - \hat{y} \right\|$	де $\hat{y}, y$ - відповідно розрахункові та фактичні значення залежної змінної; n - кількість спостережень.	Чим меншою є величина *MAE*, тим більш точною вважається побудована математична модель.

Продовження таблиці 1

8	Інформаційний критерій Акаіке	$AIC = \ln(\sigma^2) + \frac{2k}{n}$	де σ^2 - залишкова дисперсія моделювання; n - кількість спостережень; k - число параметрів або незалежних змінних моделі.	«Винагороджує» математичну модель за точність наближення вихідних даних, але і «штрафує» за наявність зайвої кількості параметрів або незалежних змінних моделі. Вважається, що найкращою буде модель з найменшим значенням критерію AIC.
9	Критерій Шварца (BIC)	$BIC = \ln(\sigma^2) + \frac{k \ln n}{n}$	де σ^2 - залишкова дисперсія моделювання; n – кількість спостережень; k - число параметрів або незалежних змінних моделі.	Більшою мірою, ніж критерій AIC, «штрафує» математичні моделі за наявність в них зайвої кількості параметрів або незалежних змінних.
10	F-критерій Фішера	$F = \frac{R^2 / k}{R^2 / (n-k-1)}$	де R^2 - коефіцієнт детермінації математичної моделі; n- кількість спостережень; k- число параметрів (незалежних змінних) моделі.	Використовується для порівняння дисперсій двох варіаційних рядів. Фактичне значення F-критерію Фішера порівнюється з табличним значенням Fтабл. Якщо фактичне значення F-критерію більше табличного (Fфакт>Fтабл), то побудовану математичну модель слід вважати неадекватною.
11	Корінь з середньої суми квадратів залишків моделювання (RSME)	$RSME = \sqrt{\frac{ESS}{n-m}}$	де ESS - сума квадратів залишків моделювання; n - кількість спостережень; m - число параметрів (незалежних змінних) моделі.	Близькі до нуля значення RSME означають хороше наближення вихідних даних побудованою моделлю.
12	Критерій Стьюдента (t-критерій)	$t_{ai} = \frac{a_i \sqrt{n-k-1}}{\sigma_{a.i}}$	де n - кількість спостережень; k - число параметрів (незалежних змінних) рівняння регресії; $\sigma_{a.i}$ - середнє квадратичне відхилення значення і-го параметру моделі ; a_i - і-й параметр моделі.	За допомогою t критерію з'ясовують чи не є отримані значення параметрів моделі результатами дії випадкових причин. Оцінка значимості коефіцієнтів простої лінійної регресії, побудованих за сукупностями вихідних даних, у яких n<30, базується на порівнянні розрахункової величини критерію Стьюдента з його теоретичними значеннями.
13	Критерій Дарбина-Уотсона (DW-критерій)	$DW = 2 \cdot (1-p)$	де p - коефіцієнт кореляції між квадратами залишків моделювання, визначеними для навчальної та перевірочної вибірок.	Застосування критерію Дарбіна-Уотсона базується на порівнянні його розрахункової величини з теоретичними значеннями для заданої кількості спостережень, числа незалежних змінних моделі та рівня значущості похибки.

Продовження таблиці 1

14	Тест Чоу на стабільність моделі	$F(T,m)=\frac{(RSS_{T+m}-RSS_T)/k}{RSS_T/(n-k-1)}$	де RSS_T та RSS_{T+m} - сума квадратів залишків моделювання, визначена відповідно для вибірки, що включає дані за період Т та період Т+m. RSS_{T+m}	За допомогою F-критерію Фішера дозволяє перевірити, чи істотною є похибка прогнозування значень залежної змінної на m майбутніх періодів часу.
15	Критерій регулярності	$\Delta^2(B)=\frac{\sum_{i=1}^{N_B}(y_{табл}-y_м)_i^2}{\sum_{i=1}^{N_B}(y_{табл})_i^2}$	де $y_{табл}$ – експериментальні значення залежної змінної, що належать до перевірочної послідовності (B); $y_м$ – значення залежної змінної, розраховані за відповідною моделлю; N_B - кількість експериментальних точок перевірочної послідовності.	Цей критерій дозволяє перевірити, чи математична модель, побудована на навчальній послідовності, є достатньо стійкою. Багато алгоритмів побудови математичних моделей дозволяють отримати на навчальній послідовності розрахункові значення залежної змінної, дуже близькі до експериментальних, проте на перевірочній послідовності не завжди дають змогу отримати такий самий результат.
16	Критерій мінімуму зсуву	$n_{зс}=\frac{1}{R_1+R_2}\sum_{i=1}^{R_1+R_2}(z_r^*-z_r^{**})$	де R_1, R_2 - розміри першої і другої підвибірок даних відповідно, z_r^*, z_r^{**} - значення прогнозу першої та другої моделі щодо всіх точок вибірок.	Критерій мінімуму зсуву приймає значення близьке до нуля у випадку знаходження «істинної» моделі. Однак бувають випадки, коли цей критерій приймає нульове значення і для «неістинних» моделей. У цьому випадку вибірку експериментальних даних слід розбити на три, чотири і більше підвибірки, поки не буде побудована одна, незміщена модель, - вона і буде «істинною».

З метою вибору їх мінімально необхідного складу, критерії адекватності моделей в залежності від певної ознаки, яку вони характеризують, умовно можуть бути розділені на три групи:

1) критерії, що характеризують точність математичної моделі: ESS , $D_{зал}$, SEE , R^2 , R^2_{Adj} , $\overline{A}$, $MAE, RSME$, $\Delta^2(B)$;

2) критерії, що характеризують одночасно точність і складність моделі: AIK , BIC ;

3) критерії, що характеризують стійкість моделі, тобто можливість її застосування на нових даних: $n_{зс}$.

Як вже зазначалося, критерії адекватності математичних моделей, що входять до однієї і тієї ж групи, слід перевірити на «однорідність», тобто пересвідчитись, що вони не дублюють один одного за своїм змістом і співвідношенням числових значень одержаних для різних моделей.

Процедуру перевірки на «однорідність» критеріїв адекватності, які належать до кожної з наведених вище груп, можна проілюструвати на прикладі вибору найкращої математичної моделі енергоспоживання одного з виробничих підрозділів реального хімічного підприємства. Для зазначеного виробничого підрозділу з застосуванням різних методів було побудовано 12 математичних моделей, які

відрізнялися між собою як виглядом, так і складом незалежних змінних. Зокрема, одна з цих моделей мала вигляд лінійного полінома:

$$P(F1,F2,F3) = 45,51+0,043 \cdot F1 + 0,72 \cdot F2+0,058 \cdot F3,$$

де $F1, F2, F3$ – чинники, що впливають на величину енергоспоживання підрозділу, що розглядався.

Для кожної з побудованих математичних моделей за відповідними формулами (таблиця 1) було визначено числові значення критеріїв адекватності, які наведено в таблиці 2.

Таблиця 2

Розрахункові значення критеріїв адекватності математичних моделей

№ моделі	*ESS*	$D_{зал}$	*SEE*	R^2	$\Delta^2(B)$	$\overline{A}$	*MAE*	*RSME*	R^2_{Adj}	*AIC*	*BIC*	$n_{зс}$
1	7,40	0,25	0,52	0,74	0,0000931	0,79	0,40	0,51	0,71	-1,24	-1,10	0,67
2	4,75	0,16	0,42	0,83	0,0000597	0,61	0,31	0,41	0,81	-1,68	-1,54	101,78
3	8,52	0,28	0,56	0,93	0,0001225	0,90	0,42	0,55	0,92	-1,10	-0,96	6,12
4	4,74	0,16	0,42	0,66	0,0000588	0,60	0,30	0,41	0,62	-1,68	-1,54	582,85
5	4,66	0,16	0,42	0,40	0,0000598	0,68	0,34	0,41	0,34	-1,70	-1,56	0,27
6	10,98	0,37	0,64	0,47	0,0001397	1,01	0,51	0,63	0,41	-0,84	-0,71	0,41
7	1,72	0,06	0,25	0,43	0,0000214	0,39	0,20	0,25	0,36	-2,70	-2,56	0,52
8	4,00	0,13	0,38	0,27	0,0000490	0,56	0,29	0,38	0,19	-1,85	-1,72	0,20
9	3,16	0,11	0,34	0,23	0,0000387	0,45	0,23	0,34	0,14	-2,09	-1,95	0,26
10	10,79	0,36	0,63	0,20	0,0001345	0,88	0,45	0,62	0,11	-0,86	-0,72	3,38
11	7,43	0,25	0,52	0,81	0,0000940	0,76	0,38	0,52	0,79	-1,23	-1,10	0,09
12	4,30	0,14	0,40	0,20	0,0000514	0,58	0,30	0,39	0,11	-1,78	-1,64	0,32

З метою оцінки «однорідності» критеріїв адекватності математичних моделей можуть бути визначені коефіцієнти парної кореляції між числовими значеннями критеріїв, які входять до однієї і тієї ж з зазначених вище груп. Зокрема, коефіцієнти кореляції між значеннями критеріїв першої групи наведено в таблиці 3.

Таблиця 3

Коефіцієнти кореляції між значеннями критеріїв, які характеризують точність математичної моделі

Критерій адекватності	*ESS*	$D_{зал}$	*SEE*	R^2	$\Delta^2(B)$	$\overline{A}$	*MAE*	*RSME*	R^2_{Adj}
ESS	1	1	0,99	0,21	0,99	0,97	0,97	0,99	0,21
$D_{зал}$	1	1	0,99	0,21	0,99	0,97	0,97	0,99	0,21
SEE	0,99	0,99	1	0,26	0,99	0,98	0,98	1,00	0,26
R^2	0,21	0,21	0,26	1	0,27	0,32	0,27	0,26	1
$\Delta^2(B)$	0,99	0,99	0,99	0,27	1	0,98	0,97	0,99	0,27
$\overline{A}$	0,97	0,97	0,98	0,32	0,98	1	1	0,98	0,32
MAE	0,97	0,97	0,98	0,27	0,97	1,00	1	0,98	0,27
RSME	0,99	0,99	1,00	0,26	0,99	0,98	0,98	1,00	0,26
R^2_{Adj}	0,21	0,21	0,26	1,00	0,27	0,32	0,27	0,26	1

З таблиці 3 видно, що коефіцієнти кореляції між всіма наведеними критеріями (крім R^2 та R^2_{Adj}, які є модифікацією одного і того ж критерію) є дуже високими. Такі значення коефіцієнтів кореляції свідчать про наявність дуже тісного статистичного зв'язку між числовими значеннями практично всіх критеріїв, які характеризують точність математичних моделей, а отже, про «однорідність» цих критеріїв. Таким чином, з першої групи критеріїв адекватності математичних моделей одночасно доцільно використовувати лише два з них, наприклад критерій $\Delta^2(B)$ (або *ESS*, $D_{зал}$, *SEE*, $\overline{A}$, *MAE*, *RSME*) та критерій R^2_{Adj} (або R^2).

Коефіцієнт кореляції між критеріями *AIK* та *BIC* дорівнює 1, що свідчить про практично повне їх дублювання. При цьому, зважаючи на те, що критерій Шварца (*BIC*) більшою мірою, ніж критерій Акаіке (*AIC*), «штрафує» за зайву складність математичної моделі, тому його використання є більш доцільним. Необхідно також звернути увагу, що критерії Шварца та Акаіке, крім складності моделі

також певною мірою оцінюють і її точність. Тому з метою усунення дублювання критеріїв, які були віднесені до групи 1 та 2, доцільно розраховувати одні з них на навчальній вибірці, а інші на перевірочній.

Як зазначалося в [7], крім наведених вище критеріїв адекватності, для більш повної оцінки математичних моделей, доцільно враховувати також деякі додаткові, «якісні» критерії, які пов'язані з іншими властивостями моделей, що розглядаються. При цьому під іншими властивостями моделі будемо розуміти сукупність деяких її додаткових характеристик (крім показників адекватності), які повинні задовольняти певним вимогам дослідника. У якості таких додаткових характеристик можуть розглядатися витрати різних ресурсів на побудову відповідної математичної моделі. Наприклад, до них можна віднести витрати часу, фінансові витрати, пов'язані з побудовою моделі, встановленням «стандартів» енергоспоживання, з проведенням контролю енергоефективності тощо. З метою визначення необхідного складу «якісних» критеріїв вибору моделей можуть бути застосовані методи експертного опитування та нечіткої логіки.

Таким чином, загальна процедура вибору найбільш прийнятної математичної моделі для встановлення «стандартів» енергоспоживання в системах оперативного контролю ефективності використання палива або енергії може бути представлена у вигляді схеми, наведеної на рисунку 1.

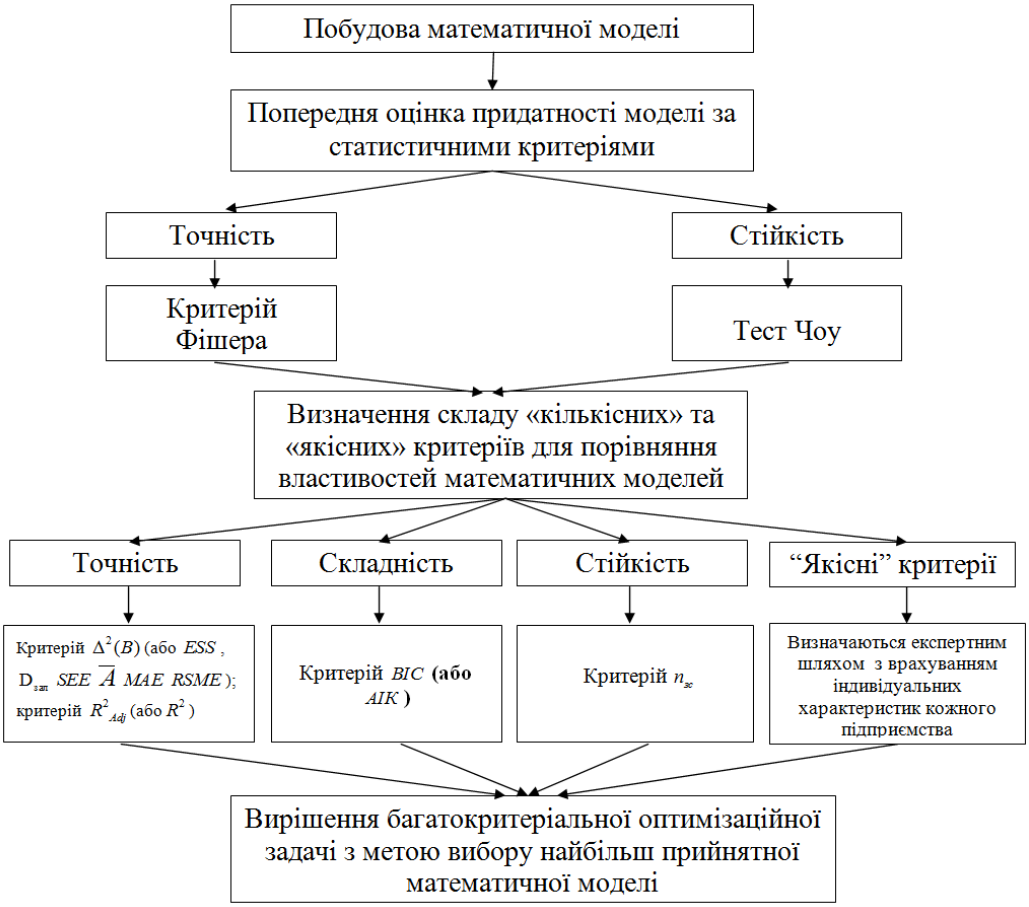

Рис. 1 Процедура вибору найбільш прийнятної математичної моделі для встановлення «стандартів» енергоспоживання

Таким чином, остаточний вибір найбільш прийнятної математичної моделі для встановлення «стандартів» енергоспоживання в системах оперативного контролю ефективності використання палива або енергії являє собою багатокритеріальну оптимізаційну задачу, яка може бути вирішена, зокрема, з застосуванням DEA аналізу (Data Envelopment Analysis) [10].

Висновки

1. Вибір методу математичного моделювання енергоспоживання повинен здійснюватись індивідуально, окремо для кожного об'єкту контролю енергоефективності з урахуванням його особливостей.

2. Можливі для застосування математичні моделі необхідно порівнювати між собою, перш за все, за допомогою певних критеріїв їх адекватності, які дозволяють враховувати відповідні «кількісні» характеристики цих моделей.

3. Одночасне використання кількох «однорідних» за змістом та співвідношенням числових значень критеріїв адекватності моделей призводить до необхідності виконання зайвих розрахунків, одержання суперечливих результатів і, тим самим, до можливого вибору далеко не найкращого методу математичного моделювання енергоспоживання.

4. Визначення доцільного складу критеріїв адекватності математичних моделей може базуватись на наведеному в цій статті методичному підході, який полягає у групуванні будь-якого набору відповідних критеріїв за їх змістом з подальшою перевіркою критеріїв, що входять до однієї групи, на «однорідність» з застосуванням методів кореляційного аналізу.

5. Для більш повної оцінки математичних моделей, що розглядаються, крім певних критеріїв їх адекватності, необхідно враховувати також деякі додаткові, «якісні» критерії, які дозволяють характеризувати інші властивості моделей.

6. Остаточний вибір найбільш прийнятної математичної моделі енергоспоживання має здійснюватись шляхом вирішення багатокритеріальної оптимізаційної задачі. Вирішення цієї задачі може бути одержане, зокрема, з застосуванням DEA аналізу (Data Envelopment Analysis).

Список літератури

1. Pooley John. Quick Start Guide to Energy Monitoring & Targeting (M&T) [Електронний ресурс] // Effective Energy Management Guide. – 2005. – Режим доступу: http://www.oursouthwest.com/SusBus/susbus9/m&tguide.pdf.

2. Jones Phil. Getting started with Monitoring & Targeting (M&T) // Fundamental Series. – 2004. – №7. – P.29–32.

3. Пособие по курсу «Основы целевого энергетического мониторинга». – М.: ЭНИЗАН, АСЭМ, 1997. – 38 с.

4. Находов В.Ф. Энергосбережение и проблема контроля эффективности энергоиспользования / В.Ф Находов // Промислова електроенергетика та електротехніка Промелектро : інформ. зб. – 2007. – № 1.– С. 34–42.

5. Пищур А.П. Анализ и нормирование электропотребления предприятий малой мощности с многономенклатурным производством : дис. канд.техн.наук : 05.09.03 / Пищур Алексей Павлович. – М., 2004 – 212 с.

6. Ивахненко А.Г. Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами / Ивахненко А.Г. – К. : Техніка, 1975. – 311 с.

7. Находов В.Ф. Вибір методів математичного моделювання процесів енергоспоживання в системах оперативного контролю енергоефективності / В.Ф. Находов, Д.О. Іванько, А.В. Головко // Енергетика: економіка, технології, екологія. Спецвипуск. Матеріали аспірантських читань пам'яті А.В. Праховника – 2013. – С. 20-27.

8. Воронцов К.В. Лекции по методам оценивания и выбора моделей // Режим доступу: http://www.MachineLearning.ru – 2010 – 28 с.

9. Доугерти К. Д. Введение в эконометрику ; [пер. с англ.]. — М. : ИНФРА-М, 1999. — 402 с. – (XIV).

10. Моргунов Е.П. Многомерная классификация на основе аналитического метода оценки эффективности сложных систем : дис. … канд.техн.наук : 05.13.01 / Моргунов Евгений Павлович. – Красноярск, 2003 – 160 с.

V.F Nakhodov, O.V. Borychenko, D.O. Ivanko
National Technical University of Ukraine «Kyiv Polytechnic Institute»

THE CHOICE OF APPROPRIATE ADEQUACY CRITERIA NUMBER OF ENERGY CONSUMPTION MATHEMATICAL MODELS IN THE ENERGY EFFICIENCY OPERATIONAL CONTROL SYSTEMS

This article is devoted to the issues of improvement of approaches to monitoring the efficiency of using energy resources. In particular, discussed the need for the implementation of the operational management of efficiency of use of fuel and energy resources. A review of the methods of mathematical modeling, which can be applied for the establishment of «standards» energy consumption on the systems of planning and control of energy consumption. To select the installation method of «standards» power consumption asked to compare them with the help of certain criteria of adequacy. Of the large number of known criteria requested to select a team to avoid duplicate content. Developed methodological basis for determining the appropriate composition of the criteria of adequacy of mathematical which is a grouping of any set of relevant criteria for their content with

subsequent verification of the criteria within the same group, the «uniformity» using the methods of correlation analysis.

Keywords: operational control system of energy efficiency, «standard» of energy consumption, methods of mathematical modeling, criteria of adequacy of mathematical models, correlation analysis, data envelopment analysis.

1. Pooley John. Quick Start Guide to Energy Monitoring & Targeting (M&T) [Elektronnyi resurs] // Effective Energy Management Guide. – 2005. – Rezhym dostupu: http://www.oursouthwest.com/SusBus/susbus9/m&tguide.pdf.

2. Jones Phil. Getting started with Monitoring & Targeting (M&T) // Fundamental Series. – 2004. – #7. – P.29–32.

3. Posobye po kursu «Osnovы tselevoho эnerhetycheskoho monytorynha». – M.: ЭNYZAN, ASЭM, 1997. – 38 s.

4. Nakhodov V.F. Эnerhosberezhenye y problema kontrolya эffektyvnosty эnerhoyspol'zovanyya / V.F Nakhodov // Promyslova elektroenerhetyka ta elektrotekhnika Promelektro : inform. zb. – 2007. – # 1.– S. 34–42.

5. Pyshchur A.P. Analyz y normyrovanye эlektropotreblenyya predpryyatyy maloy moshchnosty s mnohonomenklaturnым proyzvodstvom : dys. … kand.tekhn.nauk : 05.09.03 / Pyshchur Aleksey Pavlovych. – M., 2004 – 212 s.

6. Yvakhnenko A.H. Dolhosrochnoe prohnozyrovanye y upravlenye slozhnыmy systemamy / Yvakhnenko A.H. – K. : Tekhnika, 1975. – 311 s.

7. Nakhodov V.F. Vybir metodiv matematychnoho modeliuvannia protsesiv enerhospozhyvannia v systemakh operatyvnoho kontroliu enerhoefektyvnosti / V.F. Nakhodov, D.O. Ivanko, A.V. Holovko // Enerhetyka: ekonomika, tekhnolohii, ekolohiia. Spetsvypusk. Materialy aspirantskykh chytan pamiati A.V. Prakhovnyka – 2013. – C. 20-27.

8. Vorontsov K.V. Lektsyy po metodam otsenyvanyia y vыbora modelei // Rezhym dostupu: http://www.MachineLearning.ru – 2010 – 28 c.

9. Douherty K. D. Vvedenye v эkonometryku ; [per. s anhl.]. — M. : YNFRA-M, 1999. — 402 s. – (XIV).

10. Morhunov E.P. Mnohomernaia klassyfykatsyia na osnove analytycheskoho metoda otsenky эffektyvnosty slozhnыkh system : dys. kand.tekhn.nauk : 05.13.01 / Morhunov Evhenyi Pavlovych. – Krasnoiarsk, 2003 – 160 s.

УДК 621.311.003.13

В.Ф. Находов, канд. техн. наук, доцент; **Е.В. Бориченко,** канд. техн. наук; **Д.О. Иванько**
Национальный технический университет Украины «Киевский политехнический институт»

ВЫБОР НЕОБХОДИМОГО СОСТАВА КРИТЕРИЕВ АДЕКВАТНОСТИ МАТЕМАТИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ ЭНЕРГОПОТРЕБЛЕНИЯ В СИСТЕМАХ ОПЕРАТИВНОГО КОНТРОЛЯ ЭНЕРГОЭФФЕКТИВНОСТИ

Данная статья посвящена вопросам усовершенствования подходов к контролю эффективности энергоиспользования. В частности, проанализирована необходимость внедрения систем оперативного управления эффективностью использования топливно-энергетических ресурсов. Рассмотрены методы математического моделирования, которые могут быть применены для установления «стандартов» энергопотребление в системах контроля и планирования энергопотребления. Для выбора метода построения «стандартов» энергопотребление предложено проводить их сравнение с помощью определенных критериев адекватности. При этом из большого количества известных критериев предложено предварительно отбирать такой состав, чтобы избежать дублирования их содержания. Разработаны методические основы определения целесообразного состава критериев адекватности математических который заключается в группировке любого набора соответствующих критериев по их содержанию с последующей проверкой критериев, входящих в одну группу, на «однородность» с применением методов корреляционного анализа.

Ключевые слова: системы оперативного контроля энергоэффективности, «стандарт» энергопотребление, методы математического моделирования, критерии адекватности, корреляционный анализ, метод анализа среды функционирования.

Надійшла 15.10.2013
Received 15.10.2013