

Черненко П.О. к.т.н., доцент
Академії муніципального
управління, м. Київ

ІДЕНТИФІКАЦІЯ ПАРАМЕТРІВ МАТЕМАТИЧНОЇ МОДЕЛІ ДЛЯ КОРОТКОСТРОКОВОГО ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОГО НАВАНТАЖЕННЯ ЕНЕРГООБ'ЄДНАННЯ

Розроблена адитивна математична модель сумарного електричного навантаження споживання призначена для розв'язання задач аналізу та короткострокового прогнозування. Модель включає в себе чотири складові: базову, трендову, метеорологічну та випадкову. Приведено опис алгоритмів ідентифікації параметрів математичних моделей цих складових.

Разработанная аддитивная математическая модель суммарной электрической нагрузки потребления предназначена для решения задач анализа и краткосрочного прогнозирования. Модель включает в себя четыре составляющих: базовую, трендовую, метеорологическую и случайную. Приведено описание алгоритмов идентификации параметров математических моделей этих составляющих.

Designed addition mathematical model of the total electric load of the consumption is intended for decision of the problems of the analysis and short-term forecasting. The Model comprises of itself four forming: base, trend, meteorological and random. Description algorithm to identifications parameter mathematical models of these component has been done.

Постановка задачі

Однією з найважливіших задач автоматизованої системи диспетчерського управління (АСДУ) електроенергетичними системами (ЕЕС) є планування збалансованих режимів по електроспоживанню та генерації на найближчий час (як правило, 1 – 7 діб). При цьому на кожну наступну добу складається так званий графік покриття, тобто добовий графік сумарної активної потужності генерації енергооб'єднання (ЕО), який розбивається на добові графіки окремих електростанцій та міжсистемних перетоків активної потужності. Графік покриття формується на основі добового графіка, одержаного в результаті розв'язання задачі

короткострокового прогнозування (КП) сумарних електричних навантажень споживання (СЕНС), які включають технологічну складову, пов'язану з втратами активної потужності у високовольтній електричній мережі та потужності, що розходується на власні потреби електричних станцій та підстанцій.

В теперішній час розроблено велику кількість методів і алгоритмів КП у нас в країні, у близькому та далекому зарубіжжі. Існують обзорні роботи наприклад [1], в якій у систематизованому вигляді по розробленим математичним моделям і методам з урахуванням впливаючих на СЕНС факторів виконано огляд робіт, які були опубліковані в далекому зарубіжжі. При цьому наведені основні достоїнства та недоліки розглянутих публікацій та зформульовані деякі пропозиції з їх удосконалення.

Незважаючи на багато робіт в області КП, в реальній практиці (наприклад, в НЕК «Укренерго») використовуються не найбільш досконалі з них. Наприклад, в енергоринку України використовується програма з неврахуванням хмарності та спрощеним врахуванням такого важливого зовнішнього фактору, як температура повітря. Відомо, що зміна температури повітря (ТП) є нелінійним нестационарним випадковим процесом, тому неврахування нелінійності зв'язку СЕНС з ТП, запізнення реакції СЕНС на зміну температури, її внутрішньодобових різких коливань та інших впливаючих на зміну СЕНС факторів приводить до появи непередбачувано високих похибок результатів КП. Аналіз та ручна коректировка машинного прогнозу на основі досвіду та інтуїції працівниками ЕО, які регулярно виконують роботи по КП, не завжди покращують результати прогнозування. Вище наведені міркування підтверджують той факт, що як і раніше актуальною є задача удосконалення математичних моделей, розробка алгоритмів і програм, які задовольняють за точністю та надійністю результатів прогнозування сучасним вимогам експлуатації. застосування для аналізу та прогнозування СЕНС методів, призначених для врахування періодичності зміни добових графіків, автоматично не вирішує питання підвищення точності результатів прогнозування. Традиційний підхід, який враховує в математичній моделі СЕНС трендової, метеорологічної та випадкової складових також не завжди приводить до успішного результату.

Проведені дослідження показали, що необхідно більш повно враховувати фізичні процеси, які протікають в електричному навантаженні. Використовувати дані про склад та режими роботи споживачів, які суттєво впливають на формування добових графіків СЕНС, а також вводити в математичну модель у явному вигляді інформацію про такі фактори, про які можна одержати достовірні поточні та прогнозні значення.

Таким чином, в математичній моделі СЕНС, призначеній для КП, необхідно враховувати дві групи факторів: ендегенні (технологічні) та екзогенні (метеорологічні та астрономічні). Так наприклад, в ОЕ України доцільно враховувати такі технологічні фактори: сумарне ЕН енергоємних підприємств, сумарна активна потужність, яка розходується на власні потреби електростанцій, сумарні втрати активної потужності (теплові та на корону) у високовольтній електричній мережі.

Опис математичної моделі СЕНС

У загальному вигляді аддитивна математична модель СЕНС для розв'язання задачі КП може бути представлена у вигляді суми таких складових

$$P(t) = P_B(t) + P_T(t) + P_M(t) + P_C(t), \quad (1)$$

де t – година доби (1 – 24 год.);

$P_B(t)$, $P_T(t)$, $P_M(t)$, $P_C(t)$ – відповідно базова, трендова, метеорологічна та випадкова складові моделі.

Базова модель будується окремо для робочих днів, а також суботніх та недільних і може бути представлена в такому вигляді:

$$P_B(t) = f_m(t, a, b, \omega) = \sum_{k=1}^m (a_k \cos \omega_k t + b_k \sin \omega_k t), \quad (2)$$

де t – час;

$a=(a_1, a_2, \dots, a_m)^T$, $b=(b_1, b_2, \dots, b_m)^T$, $\omega=(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m)^T$ – параметри гармонічної моделі базової складової електричного навантаження.

Для адекватного моделювання базової складової необхідно розв'язувати задачу ідентифікації в широкому сенсі, тобто визначати чисельні значення гармонік m та параметрів a , b , ω . Для цієї мети використовується метод групового врахування аргументів (МГВА) [2], та як критерій селекції застосовується критерій регулярності

$$\Delta^2 b = \sum_{k=N_A+1}^N [P_k - f_m(k, a, b, \omega)]^2, \quad (3)$$

де N – розмір передісторії (кількість робочих або суботніх та недільних днів).

У відповідності до вимог критерію множина N розбивається на дві послідовності: навчальну (N_A) та перевірочну (N_B) при умові

$$N = N_A + N_B$$

Відомо, що безпосередня мінімізація функціонала

$$F(A) = \sum_{k=1}^{N_A} [f_m(k, a, b, \omega) - P_k]^2$$

за параметрами a, b, ω не має точного розв'язання, оскільки параметр ω входить у функцію нелінійно [3].

Точне розв'язання може бути знайдено, якщо для числа m існують такі значення параметрів a, b, ω , при яких

$$P_k = f_m(k, a, b, \omega).$$

В [4] наведено доказ того, що для будь-якого набору значень функції $f_m(k, a, b, \omega)$ у сусідніх вузлах існує набір констант $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$, які не залежать від t , таких що

$$\sum_{j=1}^m \alpha_j [f_m(t+j; a, b, \omega) + f_m(t-j; a, b, \omega)]^2 = f_m(t, a, b, \omega). \quad (4)$$

Виходячи з цього для виконання рівняння (4) достатньо виконання рівняння

$$2 \sum_{j=1}^m \alpha_j \cos \omega_j = 1 \quad (5)$$

Попередньо оцінюючи коефіцієнти $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ шляхом мінімізації функціонала

$$\sum_{k=m+1}^{N_A-m} \left[\sum_{j=1}^m \alpha_j (P_{k+j} - P_{k-j}) - P_k \right]^2 \quad (6)$$

можна знайти оцінки параметрів $\omega_1, \omega_2, \omega_m$ як корні рівняння, що належать інтервалу $[0, \pi]$.

Процедура ідентифікації параметрів моделі (2) може бути суттєво спрощена, якщо за допомогою спектрального аналізу (докладний алгоритм

якого наведений у [5]) будуть знайдені f_k ($k=1,m$) основних частот базової складової. Тоді $\omega_k = f_k/T$, где $T=120$ для робочих днів і $T= 48$ для суботніх та недільних.

В цьому випадку рівняння (3) має точне розв'язання для визначення невідомих параметрів a_k і b_k .

У більшості опублікованих робіт трендова складова враховується спрощено у вигляді лінійної або нелінійної моделі зі значеннями, що рівномірно розподілені на річному інтервалі часу. Однак такий підхід, як правило, не відповідає реальності, оскільки зміна навантаження (ріст або зниження) розподіляються на протязі року за складною залежністю. Більш точне моделювання трендової складової при наявності добових значень електроспоживання за два суміжні роки пропонується здійснювати таким чином.

Виділяється базова складова СЕНС для кожного року. Синхронізуються ці залежності (зі зсувом на 1 або 2 дні) з тем, щоб за ординатами значення припадали на один и той же тип дня. Знаходяться різниці цих значень, які потім рівномірно розподіляються по годинах доби.

Точність математичної моделі, яка враховує вплив на ЕН метеорологічної інформації, суттєво залежить від її повноти та достовірності. Недооцінка цього факту з боку експлуатаційних організацій не дозволяє підвищувати точність результатів короткострокового прогнозування та ефективність планування режимів конкретної енергосистеми або енергооб'єднання.

Як метеорологічні фактори, що впливають на електроспоживання при короткостроковому прогнозуванні СЕНС, як правило, враховуються температура повітря, швидкість вітру та хмарність.

В НЕК «Укренерго» найбільш повна та об'єктивна інформація є про ТП, яка з 25 метеостанцій обласних центрів України та міст Києва і Севастополя з дискретністю в 3 години (вісім значень за добу) збирається в Гідрометеоцентрі України та щоденно передається в НЕК «Укренерго».

В розробленому архіві для розв'язання задач прогнозування зберігаються та автоматично поповнюються за даними телеметрії погодинні добові графіки СЕНС за період з 1997 року по теперішній час. Ідентифікація параметрів математичної моделі зв'язку СЕНС енергооб'єднання України з ТП (усередненою та зваженою за даними СЕНС облenerго) здійснюється в такій послідовності. Шляхом інтерполяції значень ТП, одержаних з дискретністю 3 години визначаються погодинні значення добових температур. ТП обласних центрів та міст Києва і Севастополя зважуються по ЕН відповідних обласних і міських енергосистем і знаходяться погодинні середньозважені

значення температур для ЕО України. Далі на інтервалі року здійснюється згладжування погодинних значень СЕНС и ТП за допомогою кусково-поліноміальної апроксимації (подробний алгоритм наведено в [6]).

При цьому окремо розглядаються виборки за робочі, (з понеділка по п'ятницю), суботні та недільні дні. Як приклад, на рис. 1 наведені (за даними 2007р.) реальні та апроксимовані значення СЕНС ОЕС України в період ранкового максимуму (в 11годин), а на рис. 2 – ночного мінімуму (в 3 години).

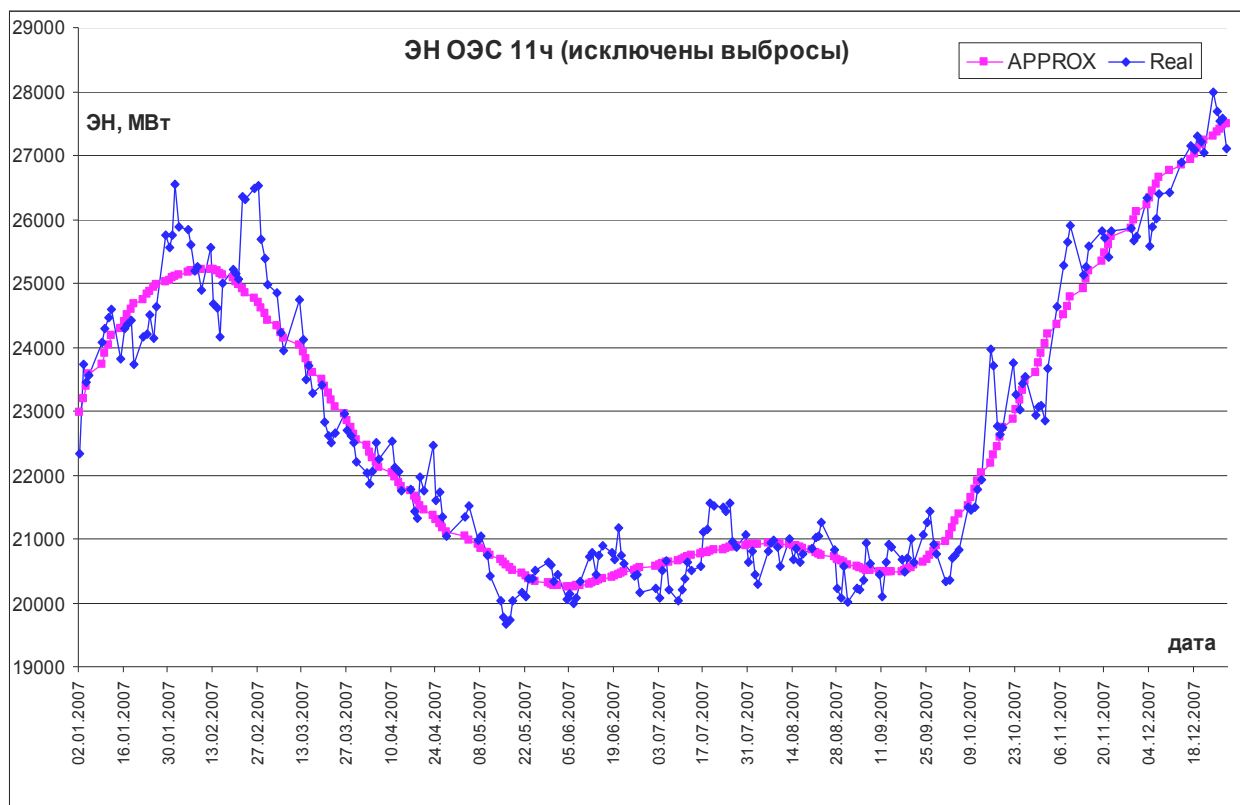


Рис. 1. Реальні та апроксимовані значення СЕНС ОЭС України в період ранкового максимуму (11г.)

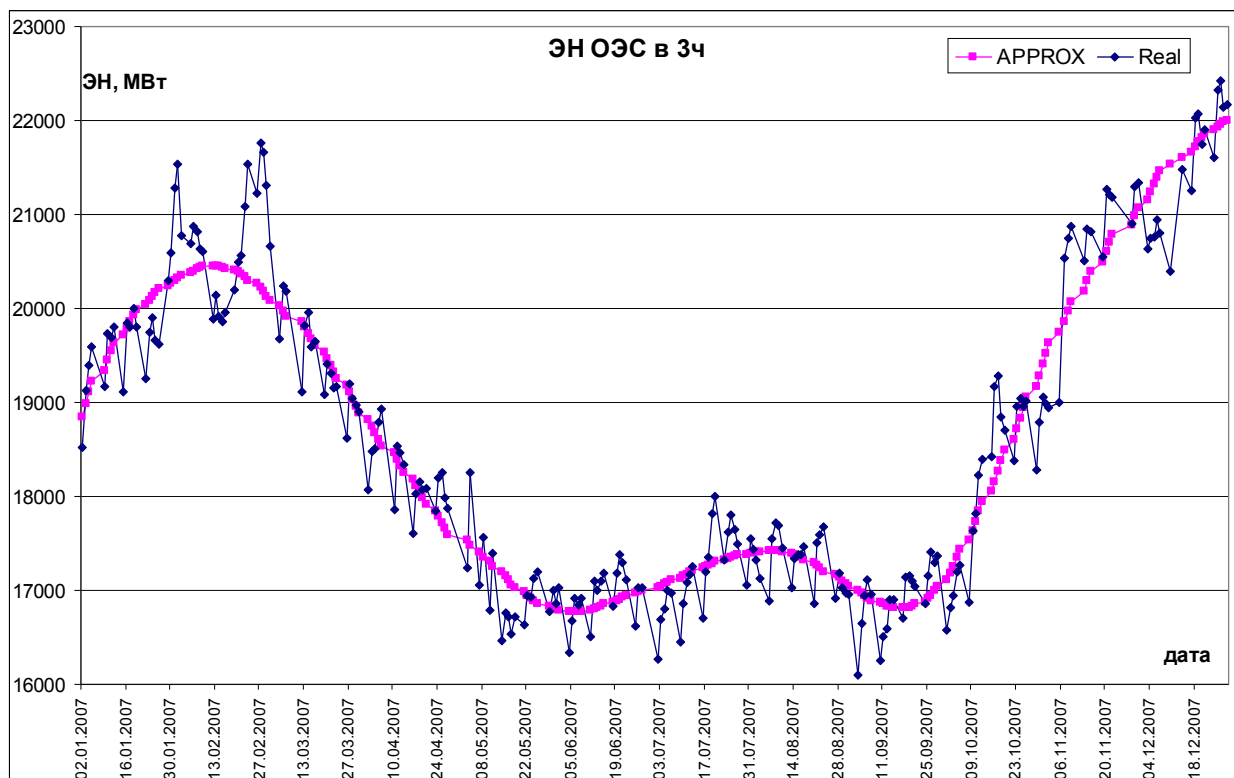


Рис. 2. Реальні та апроксимовані значення СЕНС ОЭС України в період ночного мінімуму (3г.).

Реальні та апроксимовані значення ТП за різні години робочих діб наведені на рис. 3.

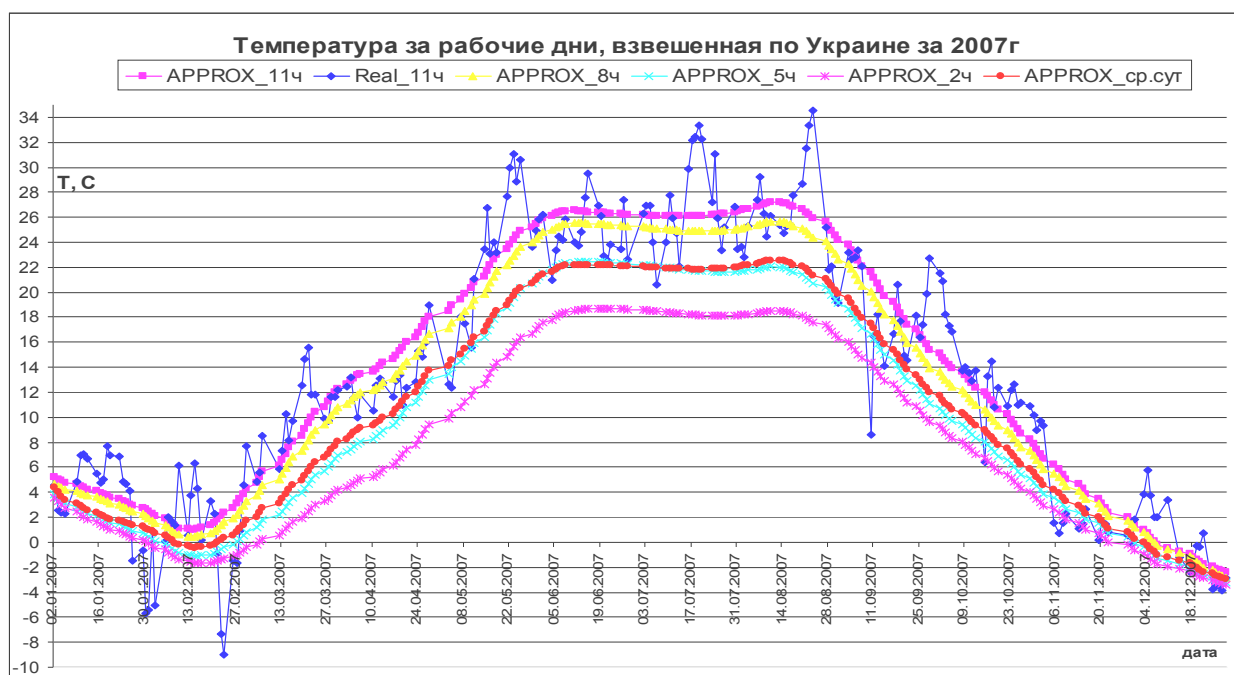


Рис. 3. Реальні та апроксимовані значення ТП за різні години робочих діб

Після цього шукаються відхилення СЕНС та ТП від згладжених значень. При цьому річний інтервал часу розбивається на нерівні відрізки, умовно позначені: зима – весна (з 01.01 по 05.04), осінь – зима (з 05.11 по 31.12) , лето (з 15.05 по 15.09), весна (з 06.04 по 14.05), осінь (з 16.09 по 04.11).

Попередні розрахунки показали, що СЕНС не відразу реагує на зміну температури. При цьому спостерігається запізнювання реакції СЕНС на зміни ТП. Для виявлення цього факту були розраховані коефіцієнти кореляції (наведені в таблиці) СЕНС в 11 годин з температурою в той же час, а також в 8, 5 и 2 години та з середньодобовою температурою.

Тип сезону	Коефіцієнт кореляції ЭН 11ч				
	11ч	8ч	5ч	2ч	Ср. сут
зима-весна	-0,66	-0,67	-0,65	-0,65	-0,63
осінь-зима	-0,74	-0,69	-0,53	-0,52	-0,61
общая	-0,67	-0,67	-0,62	-0,62	-0,62
лето	0,33	0,34	0,36	0,46	0,38
весна	-0,78	-0,69	-0,54	-0,50	-0,69
осінь	-0,55	-0,55	-0,47	-0,41	-0,53
Общая	-0,53	-0,52	-0,44	-0,39	-0,49

В рядках таблиці «Общая» об'єднані 2 попередніх інтервали.

По відхиленням СЕНС і ТП будуються регресійні залежності. Як приклад, деякі з них наведені на рис. 4 (СЕНС в 11г. від ТП за різні години на інтервалах зими та літа) і на рис. 5 (СЕНС в 3г. також за різні години інтервалу зими та літа).

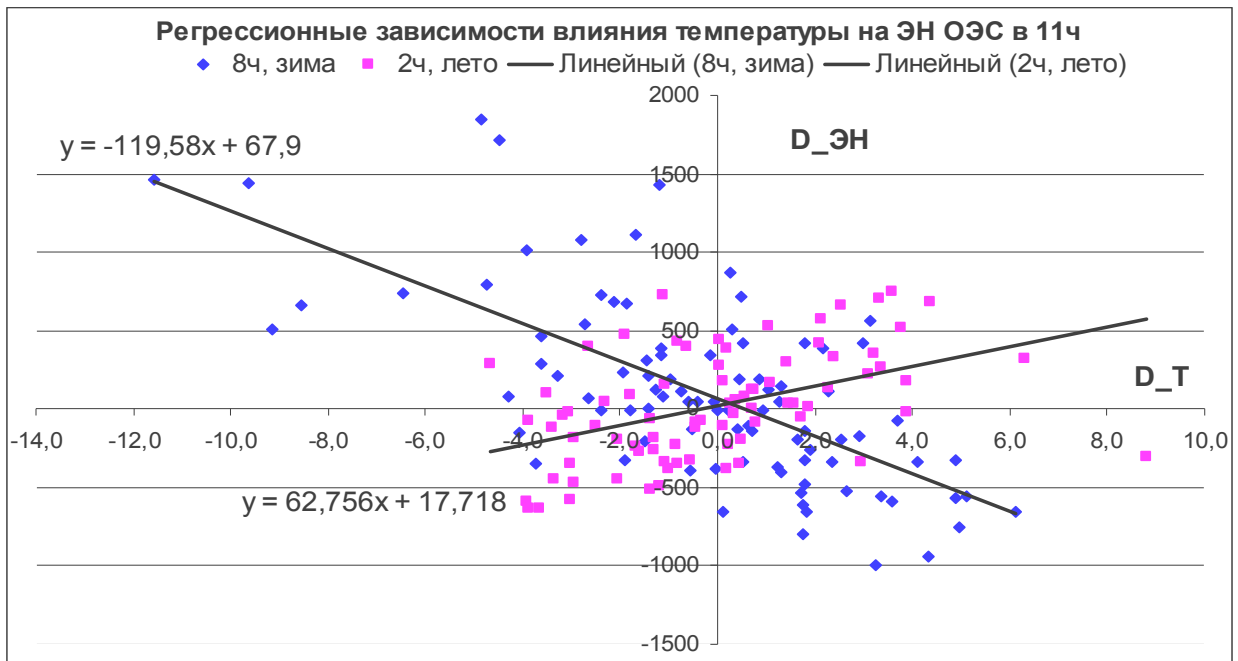


Рис. 4. Регресійні залежності СЕНС в 11г. від ТП за різні години на інтервалах зими та літа

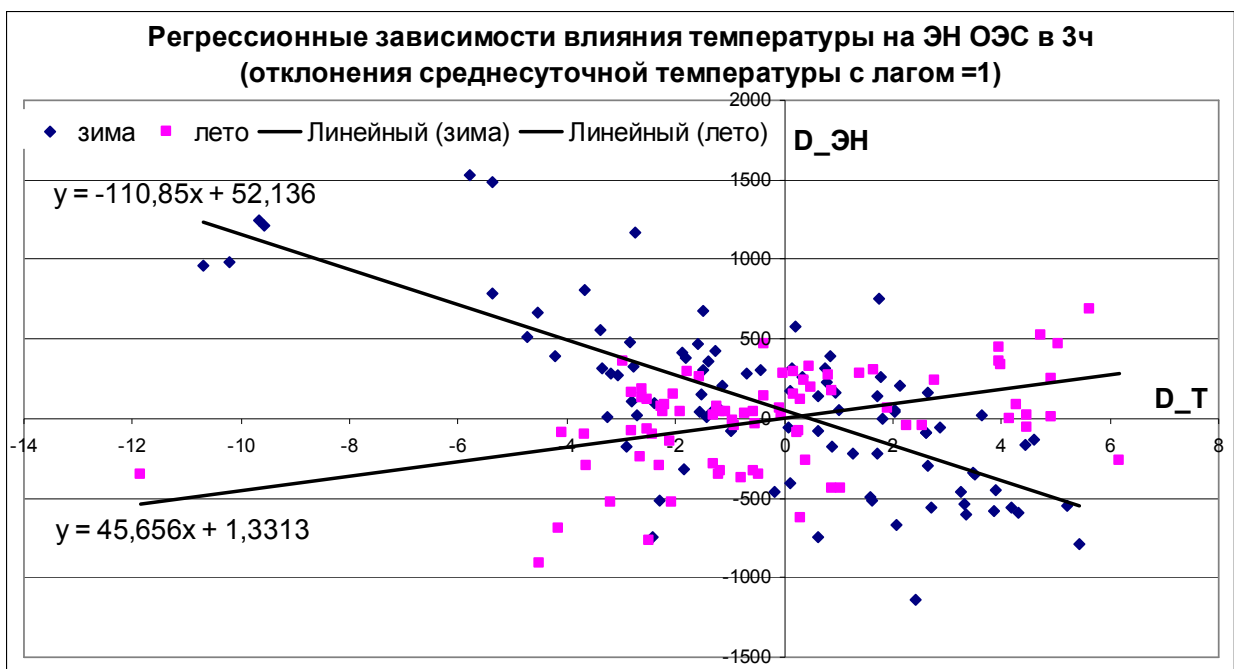


Рис. 5. Регресійні залежності СЕНС в 3г. від ТП за різні години на інтервалах зими та літа

Наведені на рисунках лінійні регресійні залежності достатньо приблизно відображають зв'язок СЕНС з ТП.

Наприклад, якщо взяти з таблиці рядок «Осень–зима», то враховуючи величини коефіцієнтів кореляції за різні години в моделі зв'язку СЕНС в 11 годин повинні бути ТП за 11 годин, 8 годин, 5 годин, 2 години та середньодобове значення з певними ваговими коефіцієнтами. Дослідження в цьому напрямку будуть продовжені, та за допомогою метода групового врахування аргумента (МГВА) для кожної години можна знайти оптимальні регресійні залежності.

Після виділення з нестационарного часового ряду умовно детермінованих складових: базової, трендової та метеорологічної теоретично випадкова складова повинна бути стаціонарною. При наявності в часових рядах СЕНС і впливаючих факторів шумів і похибок вимірювання коректного розділення добових графіків СЕНС на складові виконати практично неможливо. Тому її необхідно перевірити на стаціонарність за допомогою статистичних критеріїв: незмінності в часі математичного очікування, тобто $m_x(t) = m_x = \text{const}$ та залежності кореляційної функції тільки від проміжку часу τ між першим і другим аргументами, тобто

$$K_x(t, t + \tau) = K_x(\tau) \quad (7)$$

Перша умова є не строгою, оскільки завжди можна центрувати випадкову функцію $X(t)$ та одержати тотожне рівняння математичного чекання нулю. Незалежно від того, виконується чи ні умова нестационарності для випадкової складової чи ні, можна для її моделювання застосувати математичну модель авторегресії – ковзаючого середнього у модифікації Бокса-Дженкінса [7], оскільки вона також розповсюджується на обмежений клас нестационарних процесів d -а різниця яких є стаціонарним процесом.

Об'єднана модель авторегресії – ковзаючого середнього може бути представлена у такому вигляді

$$\Phi(B) (1-B)^d P_t = \Theta(B) \varepsilon_t \quad (8)$$

або, вводячи позначення $V_t = (1-B)^d P_t$, одержимо

$$V_t = \sum_{i=1}^p \Phi_i V_{t-i} - \sum_{j=1}^q \Theta_j \varepsilon_{t-j} \quad (9)$$

де P_t – часовий ряд, що спостерігається;

V_t – перетворений стаціонарний часовий ряд;

ε_t – білий шум;

Φ_t і Θ_t – параметри відповідно регресійної та ковзаючого середнього частин об'єднаної моделі;

p і q – відповідно кількість цих параметрів;

d – порядок від'ємного оператора.

Основним недоліком методу Бокса-Дженкінса є те, що він не є адаптивним, тобто при надходженні нової інформації про процес, який вивчається, доводиться заново проводити ідентифікацію параметрів моделі АРКС (p, d, q), яка, як правило, здійснюється за допомогою метода нелінійного оцінювання (в даному випадку Марквардта).

Тому більш ефективним для моделювання випадкової складової є метод адаптивної фільтрації [8], який дозволяє покращити адаптивні властивості лінійних параметричних моделей типу АРКС (p, d, q).

Процес пошуку оптимальних параметрів моделі базується на процедурі нелінійної оптимізації – методі найшвидшого спуску [9].

Загальна схема метода найшвидшого спуску має такий вигляд:

$$\beta(t) = \beta(t-1) - \gamma \Delta_{\beta} (\varepsilon_t^2) \quad (10)$$

де $\beta(t) = \{\Phi_1(t), \Phi_2(t), \dots, \Phi_p(t), \Theta_1(t), \Theta_2(t), \dots, \Theta_q(t)\}^T$ – вектор параметрів АРКС моделі (p, d, q) в t -й момент часу;

γ – коефіцієнт навчання;

$\Delta_{\beta} (\varepsilon_t^2)$ – вектор градієнту квадрату похибки прогнозування на один крок уперед в t -й момент часу.

За допомогою даного методу корекція значень параметру здійснюється при русі в напрямку, зворотньому градієнту, та зміна єдійснюється пропорційно величині градієнту.

Перетворивши рівняння (9) до виду

$$\varepsilon_t = V_t - \Phi_1 V_{t-1} - \dots - \Phi_p V_{t-p} + \Theta_1 \varepsilon_{t-1} + \Theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \Theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (11)$$

та використовуючи формулу (10), виходячи з припущення про незалежність коефіцієнтів Φ_i і Θ_j у [10] отримані рекурентні формули адаптивної корекції параметрів АРКС - моделі (p, d, q) в такому вигляді:

$$\Phi(t) = \Phi(t-1) + 2 \gamma \varepsilon_t V, \quad (12)$$

$$\Theta(t) = \Theta(t-1) + 2 \gamma \varepsilon_t E, \quad (13)$$

де $V = (V_{t-1}, V_{t-2}, \dots, V_{t-p})$ – вектор останніх значень часового ряду $P(t)$,

$\varepsilon = (\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots, \varepsilon_{t-q})$ – вектор q останніх значень послідовності залишків.

Запропонована адитивна модель СЕНС для розв'язання задачі короткострокового прогнозування базується на виділенні складових для

кожної години доби робочих, суботніх та надільних днів, тому процедура ідентифікації параметрів може бути пов'язана з чималими витратами часу. Можливість частково скоротити ці витрати з використанням рекурентних формул (12) и (13) є приманливою. Однак виконання розрахунку по реальним даним дозволяє оцінювати переваги в економії часу та недоліки у втраті точності цінки параметрів моделі випадкової складової.

Висновки

1. Розроблена адитивна математична модель сумарного електричного навантаження споживання енергооб'єднання дозволяє здійснити аналіз її зміни на річному інтервалі часу та виконувати розрахунки по короткостроковому прогнозуванню сумарного електричного навантаження споживання при наявності очікуваних значень температури повітря.

2. Попередній спектральний аналіз базової складової з виділенням частот, які мають найвищу спектральну потужність, забезпечує однозначність та простоту ідентифікації параметрів при гармоничному аналізі базової складової.

3. Використання рекурентних формул для розрахунку коефіцієнтів моделі авторегресії – ковзаючого середнього при моделюванні випадкової складової підвищує швидкодію корекції цих коефіцієнтів на кожному кроці надходження нових даних.

Використані джерела інформації:

1. Гросс Дж., Гальяна Ф.Д. Краткосрочное прогнозирование нагрузки. ТИИЭР, т 75, №12, с. 6 – 23.
2. Ивахненко А.Г., Мюллер Й.А. Самоорганизация прогнозирующих моделей. Киев, «Техніка», 1985, 223с.
3. Корн Г., Корн Т. Справочник по математике для научных работников и инженеров. М., «Наука», 1968, 720с.
4. Ивахненко А.Г., Юрачковский Ю.П. Моделирование сложных систем по экспериментальным данным. М. «Радио и связь», 1987, 119с.
5. Бендат Дж., Пирсол А. Прикладной анализ случайных данных. М. «Мир», 1989, 540 с.
6. Черненко П.О. Статистична обробка та аналіз нерегулярних коливань перетоків потужності по лініях електропередачі високої напруги. Науковий вісник Академії муніципального управління, серія «Техніка», вип. 1/2004, с. 70 – 83.
7. Бокс Д., Дженкинс Г. Анализ временных рядов. Прогноз и управление. – М. «Мир» – Вып. 1, 1974. – 406с.
8. Wheelwright S. C., Makridakis S. An Examination of the Use of Adaptive Filtering in Forecasting. – Oper. Reset. Quart., 1973, v.24, №1.
9. Реклейтис Г., Рейвиндрах А., Рэгсдел К. Оптимизация в технике. М. «Мир», 1986, 349с.
10. Makridakis S., Wheelwright S. C. Filter for Time Series Forecasting. – Oper. Reset. Quart., 1977, v.28, №2.

Рецензент: д.т.н. Авраменко В.М.