

УДК 621.311:681.3

## ОСОБЛИВОСТІ КОРОТКОСТРОКОВОГО ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОГО НАВАНТАЖЕННЯ ЕНЕРГОСИСТЕМИ ІЗ СУТТЄВОЮ СКЛАДОВОЮ ПРОМИСЛОВОГО ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ

**П.О. Черненко**, докт. техн. наук, **О.В. Мартинюк**, канд. техн. наук, **В.О. Мірошник**, асп.

Інститут електродинаміки НАН України,  
пр. Перемоги, 56, Київ-57, 03680, Україна  
e-mail: cher@ied.org.ua

*Наведено математичну модель сумарного електричного навантаження енергосистеми з суттєвою складовою промислового споживання. Представлено блок-схему і алгоритм розв'язання задачі короткострокового прогнозування навантаження з урахуванням попередньої достовірності даних, виділення та окремого моделювання астрономічної і технологічної складових навантаження цієї енергосистеми. Виконано аналіз добових графіків навантаження енергоємних підприємств енергосистеми, за результатами якого ідентифіковано два типи математичних моделей для прогнозування їх навантаження – моделі з використанням штучної нейронної мережі типу базисної функції перцептрон і авторегресійних моделей Бокса-Дженкінса. Розроблено оптимальну архітектуру, визначено параметри і вектор вихідних даних математичних моделей для короткострокового прогнозування електричного навантаження енергоємних підприємств. На реальних даних проведено порівняння точності та надійності отриманих за допомогою різних моделей результатів прогнозування погодинних значень навантаження окремих підприємств, їх сумарного графіка навантаження, а також електричного навантаження підприємств у години ранкового і вечірнього максимумів споживання потужності в ОЕС України. Визначено переваги та недоліки розроблених прогнозних моделей. Бібл. 5, рис. 4, табл. 3.*

**Ключові слова:** електричне навантаження, енергоємні підприємства, енергосистема, короткострокове прогнозування, математична модель навантаження, модель Бокса-Дженкінса, штучна нейронна мережа.

При розв'язанні задачі короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження (СЕН) обласної електроенергетичної системи (ЕЕС) з перевагою електроспоживання промисловістю недостатньо враховувати лише вплив метеорологічних і астрономічних факторів [3]. В окремих промислових енергосистемах України частка електроспоживання енергоємними підприємствами (ЕП) є досить значною. Так, за даними за четвертий квартал 2013 р. 15 підприємств Дніпропетровської області спожили 3512 ГВт·год електричної енергії, що становить 48 % від загального споживання по ПАТ «Дніпрообленерго». За аналогічний період вісім підприємств Запорізької обл. спожили 1212 ГВт·год, або 47 % загального електроспоживання ПАТ «Запоріжжяобленерго». На цих підприємствах функціонує автоматизована система управління та наявна вихідна інформація про погодинні значення добових графіків їх сумарного навантаження. Добові графіки електричного навантаження енергоємних підприємств мають значні відмінності в порівнянні з класичним графіком СЕН енергооб'єднання України. Внаслідок застосування тризонного тарифу на електроенергію споживання електроенергії підприємствами зменшується в періоди ранкового та вечірнього максимумів добового графіка ОЕС України (8-10 год, 19-21 год) та зростає в нічний час. Підприємства працюють неперервно, і їх навантаження практично не має тижневої періодичності. Аналіз режимів роботи підприємств показав, що їх навантаження слабо залежить від метеорологічних факторів [3]. Навіть із урахуванням ефекту інерційності впливу коефіцієнт кореляції між температурою повітря і сумою електричних навантажень енергоємних підприємств не перевищує (-)0,42, вплив хмарності також статистично незначимий. На відміну від комунально-побутових споживачів на споживання електроенергії промисловістю більшою мірою впливають технологічні особливості окремих підприємств та такі економічні фактори, як кон'юнктура попиту на їх продукцію, доступність і ціна сировини, рівень заповненості складів готової продукції тощо. Зазначена інформація, як правило, недоступна для широкого загалу, що ускладнює коректне моделювання та прогнозування добового графіка електричного навантаження підприємств сторонніми організаціями, зокрема, обленерго.

Таким чином, наявність у структурі електроспоживання енергосистеми суттєвої складової, що не залежить від впливу таких зовнішніх факторів, як температура повітря, хмарність, тип доби, рівень природної освітленості, призводить до зниження точності математичних моделей її СЕН. З метою підвищення ефективності математичного моделювання зовнішніх факторів на СЕН енергосистеми запропоновано виділяти частку навантаження контрольованих енергоємних підприємств у окрему складову та проводити її прогнозування з використанням власних оптимально підібраних моделей і методів.

Загальна адитивна математична модель СЕН обласної енергосистеми з суттєвою часткою промислового електроспоживання має такий вигляд:

$$P_{i,j} = P_{i,j}^{баз} + P_{i,j}^{техн} + P_{i,j}^{метео} + P_{i,j}^{астр} + P_{i,j}^{тижж} + P_{i,j}^{зал}, \quad (1)$$

де  $P_{i,j}$  – фактичне СЕН енергосистеми  $j$ -ї години ( $j=1\dots24$ )  $i$ -го дня ( $i=1\dots N$  – загальна кількість днів передісторії);  $P_{i,j}^{баз}$  – базова компонента СЕН енергосистеми, незалежна від різких змін метеорологічних факторів;  $P_{i,j}^{техн}$  – технологічна складова СЕН, що характеризує навантаження енергоємних підприємств;  $P_{i,j}^{метео}$  – метеорологічна компонента, що описує вплив температури навколишнього середовища та хмарності на електричне навантаження енергосистеми;  $P_{i,j}^{астр}$  – астрономічна складова навантаження, що визначає вплив на СЕН рівня природної освітленості;  $P_{i,j}^{тижж}$  – тижнева компонента СЕН енергосистеми, що описує тижневі коливання електричного навантаження;  $P_{i,j}^{зал}$  – залишкова компонента СЕН  $j$ -ї години  $i$ -го дня.

У роботі [5] описано процедуру моделювання та прогнозування окремих компонент математичної моделі (1) з використанням методів статистичної обробки нестационарних часових рядів, регресійного, кореляційного аналізів, методів оптимізації. Блок-схему алгоритму виділення, моделювання та прогнозування сумарного електричного навантаження обласної енергосистеми на основі математичної моделі (1) показано на рис. 1.

До переваг запропонованої моделі для короткострокового прогнозування СЕН відповідно до рис. 1 належать три етапи обробки даних, що передують виділенню таких ключових складових, як базова, тижнева та метеорологічна.

На першому етапі проводяться виключення аномальних даних та заміна їх на більш відповідні поточному добовому графіку значень сумарного електричного навантаження енергосистеми та енергоємних підприємств [4] за допомогою дворівневого методу достовіризації, що дає змогу статистично коректно виявляти як одиничні, так і групові аномальні дані та проводити коригування навантаження на рівні енергоємних підприємств і енергосистеми з урахуванням типу цих викидів та їх тривалості. Двоетапна процедура достовіризації сприяє підвищенню точності й стабільності результатів прогнозування електричного навантаження енергоємних підприємств та облenerго в цілому.

На другому етапі передбачається розділення СЕН енергосистеми на умовно комунально-побутову (КПС),  $P_{i,j}^{кнс}$ , та технологічну,  $P_{i,j}^{техн}$ , складові. При цьому

$$P_{i,j}^{техн} = \sum_{m=1}^M P_{EP,i,j}^m; \quad P_{i,j}^{кнс} = \bar{P}_{i,j} - P_{i,j}^{техн}, \quad (2)$$

де  $P_{EP,i,j}^m$  – електричне навантаження  $m$ -го підприємства о  $j$ -й годині  $i$ -го дня;  $M$  – загальна кількість енергоємних підприємств в енергосистемі;  $\bar{P}_{i,j}$  – достовіризовані значення СЕН ЕЕС.

Третій етап передбачає виділення з  $P_{i,j}^{кнс}$  та окреме моделювання астрономічної складової електричного навантаження енергосистеми, що характеризує залежність навантаження від рівня природної освітленості. Опис методики виділення астрономічної складової СЕН ЕЕС з перевагою промислового електроспоживання та відповідні розрахунки на реальних даних однієї з облenerго наведено в [2].

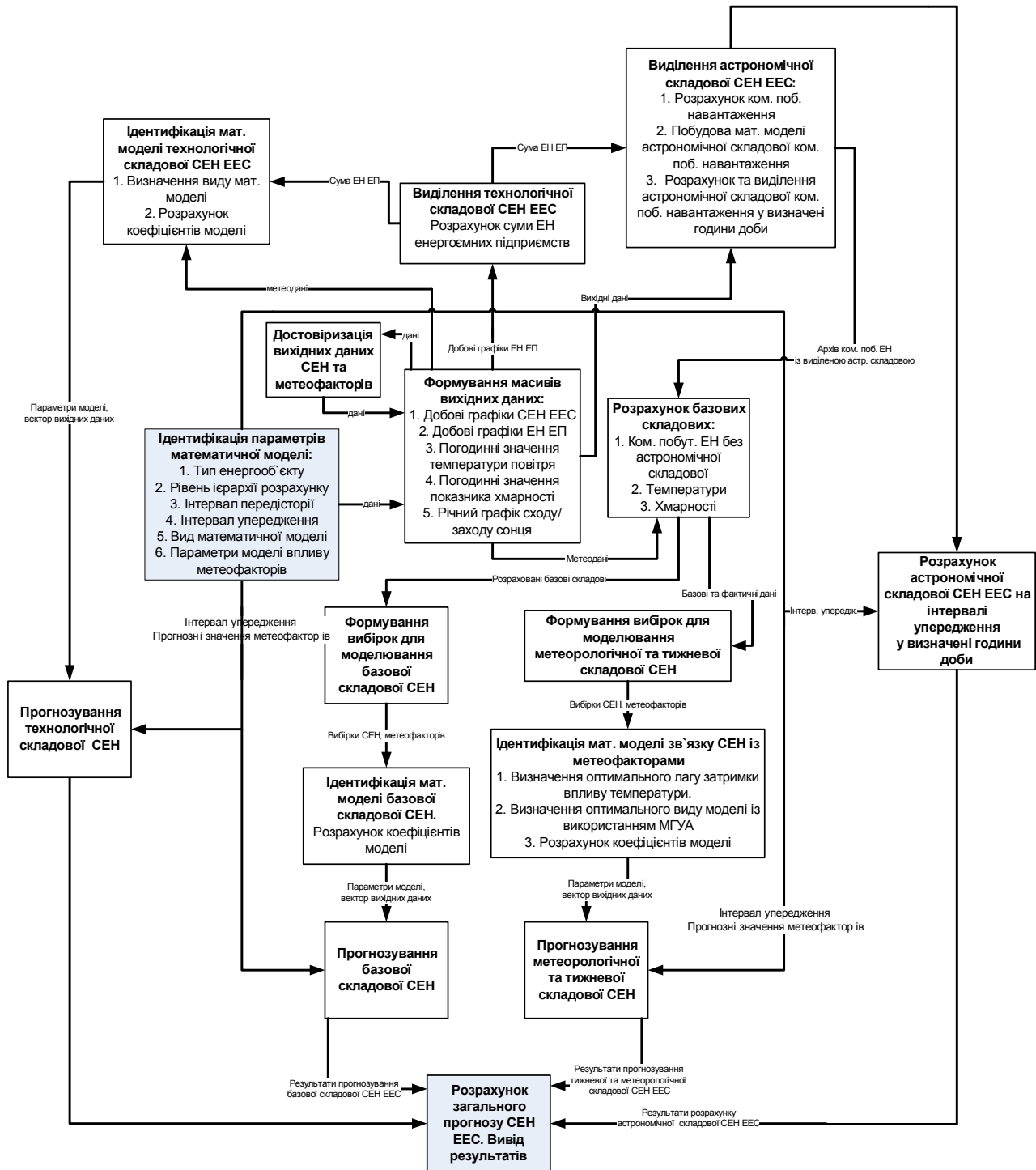


Рис. 1

Результати порівняльного моделювання та прогнозування технологічної складової електричного навантаження обласної енергосистеми з застосуванням різних методів параметричного аналізу нестационарних часових рядів та засобів штучного інтелекту наведено нижче.

Внаслідок відсутності значимого впливу метеорологічних та астрономічних факторів на електричне навантаження енергоємних підприємств, для короткострокового прогнозування їх навантаження використовувати багатофакторні математичні моделі не доцільно. Проведені порівняльні дослідження виявили, що серед класу однофакторних математичних моделей параметричного аналізу нестационарних часових рядів для моделювання і короткострокового прогнозування електричного навантаження енергоємних підприємств ефективніше використовувати інтегровані моделі авторегресії та плаваючого середнього Бокса-Дженкінса (ARIMA) [1].

Перевагами зазначеного класу моделей у рамках розв'язання цієї задачі є такі:

- врахування максимальної автокореляції навантаження підприємств із різними лагами затримки;
- врахування добової періодичності електричного навантаження. Тижнева періодичність не враховується внаслідок відсутності її чіткого вираження для енергоємних підприємств;
- можливість уточнення результатів при похибці прогнозування.

У результаті попередніх досліджень підібрано оптимальну модель ARIMA виду (1.0.1)(3.0.1) з періодичністю 24, п'ятьма невідомими коефіцієнтами при параметрах навантаження та постійним членом виду

$$P^{texn}_i = a_1 P^{texn}_{i-1} + A_1 P^{texn}_{i-24} + A_2 P^{texn}_{i-48} + A_3 P^{texn}_{i-72} - a_1 A_1 P^{texn}_{i-25} - a_1 A_2 P^{texn}_{i-49} - a_1 A_3 P^{texn}_{i-73} - q_1 \Delta_{i-1} - Q_1 \Delta_{i-24} + q_1 Q_1 \Delta_{i-25} + \Theta \cdot (1 - (a_1 + A_1 + A_2 + A_3 - a_1 A_1 - a_1 A_2 - a_1 A_3)), \quad (3)$$

де  $P^{texn}_i$  – неперервний погодинний часовий ряд електричного навантаження енергоємних підприємств;  $i$  – порядковий номер часового ряду;  $a_1$  – коефіцієнт авторегресії;  $A_1, A_2, A_3$  – коефіцієнти «сезонної» авторегресії з періодичністю 24;  $\Delta_{i-1}, \Delta_{i-24}$  – похибки прогнозування на відповідних попередніх етапах розрахунку ( $\Delta_{i-1} = P^{texn}_{i-1} - P^{texn}_{прогн\ i-1}$ );  $q_1, Q_1$  – коефіцієнти моделі, що враховують похибку прогнозування;  $\Theta$  – константа моделі.

Як альтернативний засіб моделювання та прогнозування технологічної складової СЕН ЕЕС було використано штучну нейронну мережу (ШНМ) типу багатошаровий перцептрон. Прогнозування за допомогою ШНМ включає в себе три етапи:

1. Вибір вектора вхідних даних та гіперпараметрів ШНМ, таких як кількість прихованих шарів, кількість прихованих нейронів у кожному шарі, параметри активаційних функцій тощо;
2. «Навчання» моделі (оптимізація вагових коефіцієнтів);
3. Прогнозування та оцінка точності прогнозу.

Вибір компонент вхідного вектора, які відповідають попереднім значенням часового ряду сумарного навантаження восьми енергоємних підприємств, ґрунтувався на аналізі автокореляційної функції (АКФ) (рис. 2).

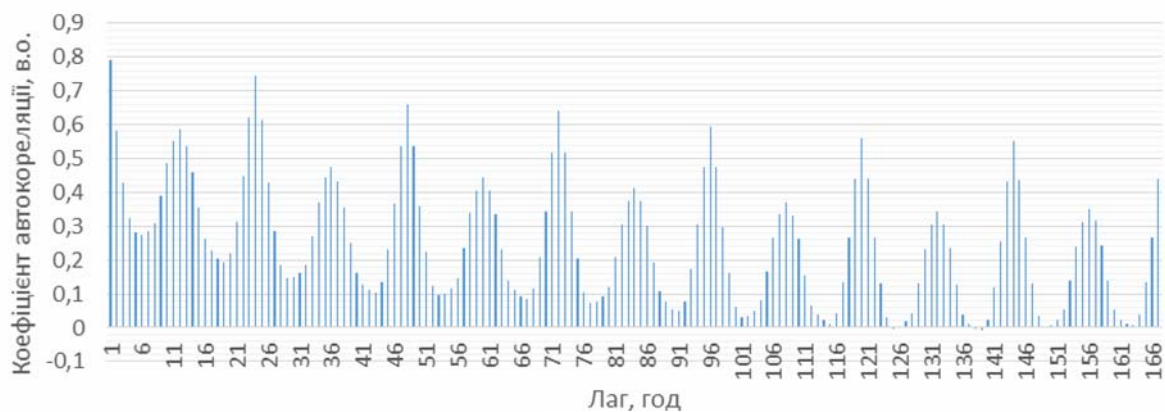


Рис. 2

З наведеного графіка видно, що найбільший зв'язок проявляється при лагах, рівних 1 год, 24 год, що свідчить про інертність та добову циклічність у роботі енергоємних підприємств. Крім того, можна відзначити досить сильний зв'язок між значеннями часового ряду з лагом 12 год, що вказує на двозмінний режим роботи деяких підприємств. Отже, в якості вектора вхідних даних, який відповідає кожній прогностичній годині, було обрано 10 значень електричного навантаження з лагами, що відповідають найбільшим значенням коефіцієнтів автокореляції. У випадку прогнозування на добу вперед враховувались тільки лаги, більші або рівні 24 год. Для перевірки доцільності урахування в прогностичній моделі СЕН ЕП впливу зовнішніх календарних, метеорологічних та астрономічних факторів побудовано окрему мере-

жу, в якій вектор вхідних даних додатково містив таку інформацію: номер доби тижня ( $C^w$ ), номер години в добі ( $C^h$ ), час сходу ( $A^r$ ) та заходу ( $A^s$ ) сонця і десять погодинних значень температури повітря ( $T$ ), які відбиралися на основі аналізу перехресної кореляційної залежності між рядами електричного навантаження та температури.

Вибір кількості нейронів прихованого шару здійснювався за допомогою методу перехресної перевірки. Залежно від горизонту прогнозування та розмірності вхідного вектора були розглянуті моделі з 5-10 нейронами в прихованому шарі.

В якості алгоритму «навчання» було обрано метод спряжених градієнтів у модифікації Полака-Райбера. З метою обмеження «перенавчання» реалізовано можливість ранньої зупинки процесу оптимізації. Для цього з початкової вибірки випадковим чином відбиралось 15 % прикладів для розрахунку проміжної точності похибки прогнозу ( $e^{CV}$ ), яка використовується в критерії ранньої зупинки:  $(e_{i-1}^{CV} - e_{i-2}^{CV}) \leq \varepsilon \vee (i = 1000)$ , де  $\varepsilon$  – наперед задане достатньо мале число;  $i$  – поточна ітерація алгоритму навчання.

З метою компенсації ймовірнісного характеру «навчання» одна процедура прогнозування передбачає побудову декількох моделей з подальшим агрегуванням їх прогнозів. У цьому випадку кінцевий прогноз формувався як медіанне значення прогнозів всіх мереж для цієї прогнозової години.

Апробація запропонованих моделей проводилася на реальних даних добових графіків електричного навантаження восьми енергоємних підприємств ПАТ «Запоріжжяобленерго», виділених в окрему технологічну складову за 2014 рік. Це такі металургійні гіганти, як Запорізький завод феросплавів, Запоріжсталь, запорізькі залізнорудний, абразивний, титаномагнієвий комбінати, ПАТ «Дніпроспецсталь», ПАТ «Мотор-Січ» та електродний завод «Укрграфіт». На рис. 3 представлено усереднені за перше півріччя 2014 р. графіки добового навантаження суми енергоємних підприємств та ПАТ «Запоріжжяобленерго» в цілому.

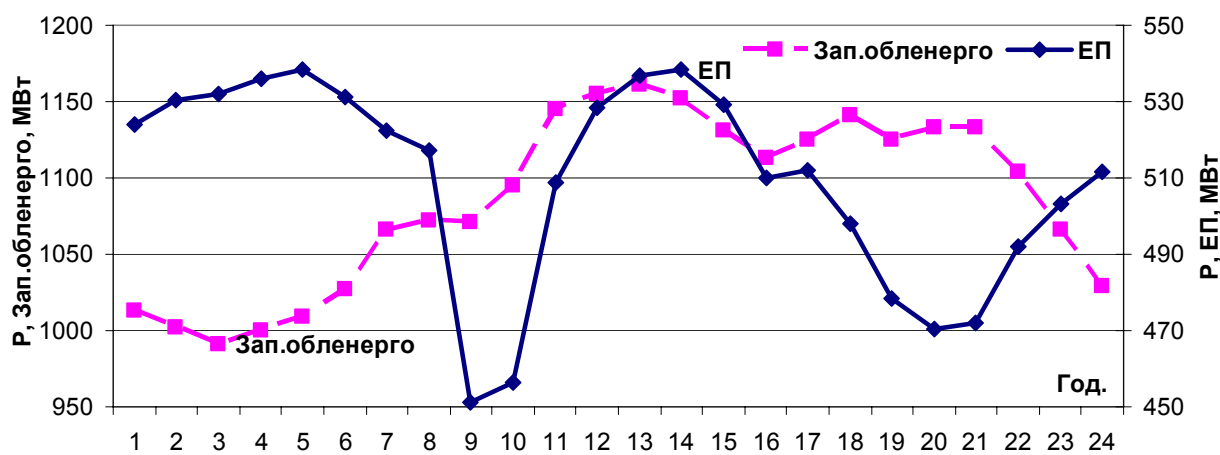


Рис. 3

Відповідно до рис. 3 наявність суттєвої складової енергоємних підприємств, що працюють за тризонним обліком електроенергії, значно впливає на форму добового графіка обласної енергосистеми, а саме: зсувається ранковий максимум СЕН з традиційного періоду 10-11 год на 13-ту годину, зменшується величина вечірнього максимуму, що загалом підвищує однорідність добового графіка енергосистеми.

В якості навчальної вибірки використано інтервал січень-листопад, тестування проводилося на даних грудня 2014 року. Порівняльні дослідження передбачали:

- прогнозування електричного навантаження суми восьми енергоємних підприємств Запорізької області за допомогою оптимально вибраних моделей ARIMA та ШНМ на два інтервали упередження – одна година та одна доба;

- прогнозування електричного навантаження окремо кожного з восьми енергоємних підприємств за допомогою оптимально вибраних моделей ARIMA та ШНМ на інтервал упередження одна доба;

- прогнозування електричного навантаження суми восьми енергоємних підприємств Запорізької області з урахуванням впливу метеорологічних факторів за допомогою ШНМ на інтервал упередження одна доба.

Для оцінки доцільності та ефективності запропонованих складних моделей на основі ARIMA та ШНМ також була проведена оцінка точності результатів прогнозування на основі трьох простих моделей: «попередня година» ( $P^{техн}_i = P^{техн}_{i-1}$ ); «попередня доба» ( $P^{техн}_i = P^{техн}_{i-24}$ ); «середньотижневе значення» ( $P^{техн}_i = (P^{техн}_{i-24} + P^{техн}_{i-48} + P^{техн}_{i-72} + P^{техн}_{i-96} + P^{техн}_{i-120} + P^{техн}_{i-144} + P^{техн}_{i-168})/7$ ).

Статистичні характеристики похибок прогнозування, що обраховані на місячному інтервалі грудня 2014 року, наведено в табл. 1 та 2.

Таблиця 1

Характеристики точності прогнозування	ARIMA, 1 год, сума ЕП	ШНМ, 1 год, сума ЕП	ARIMA, 24 год, сума ЕП	ШНМ, 24 год, сума ЕП	ARIMA, 24 год, окремі ЕП	ШНМ, 24 год, окремі ЕП, %	ШНМ, 24 год, сума ЕП, метео
Середня абсолютна похибка (МАРЕ), МВт·год / %	14,9/2,9	15,2/2,9	19,8/3,8	20,3/3,9	34,5/6,6	43,4/8,4	20,18/3,9
Максимальна похибка, МВт·год / %	76,0/14,6	84,1/16,2	74,0/14,2	125,4/24,1	252,9/48,6	247/47,6	121,8/23,5
Середньоквадратичне відхилення похибки, МВт·год / %	19,6/3,8	19,6/3,8	25,3/4,9	26,5/5,1	49,4/9,5	52,3/10,2	26,4/5,1
Середнє значення похибки, МВт·год	-0,2	-1,3	-0,8	-1,8	-3,9	18,6	-1,65

Таблиця 2

Характеристики точності прогнозування	Попередня година	Попередня доба	Сер. тижн. значення
Середня абсолютна похибка (МАРЕ), МВт·год / %	20,2/3,9	22,9/4,4	27,5/5,3
Максимальна похибка, МВт·год / %	136,0/26,1	102,0/19,6	113,0/21,7
Середньоквадратичне відхилення похибки, МВт·год / %	28,4/5,5	29,6/5,7	34,0/6,5
Середнє значення похибки, МВт·год	-0,1	-0,7	-8,4

Проаналізуємо отримані результати. Відповідно до табл. 1 моделі на основі ARIMA та ШНМ мають практично однакову середню точність прогнозування МАРЕ як при оперативному (1 год), так і короткостроковому (24 год) інтервалах упередження.

Проте запропонований варіант моделі Бокса-Дженкінса (3) забезпечує вищу стабільність результатів, оскільки максимальні похибки прогнозування, а також середньоквадратичні їх відхилення нижчі, ніж для аналогічних результатів згідно з моделлю на основі ШНМ. Також середня похибка моделі ARIMA краще центрована стосовно нуля, що свідчить про відсутність систематичної складової похибки. Розширення математичної моделі СЕН ЕП за рахунок впливу таких зовнішніх факторів, як номер години у добі, доби в тижні, температури повітря та світлової тривалості доби не призводить (останній стовпчик табл. 1) до уточнення результатів прогнозу, що підтверджує проведені раніше дослідження [3]. Порівняльні розрахунки показують, що для обох моделей у якості вихідної інформації доцільніше використовувати суму електричних навантажень енергоємних підприємств, ніж проводити моделювання та прогнозування навантаження окремо по кожному з них. Також слід зазначити, що відповідно до табл. 2 прості моделі типу попередньої години/доби/тижня мають суттєво нижчу точність у порівнянні з моделями на основі ARIMA та ШНМ на аналогічний інтервал упередження.

Графіки відносних похибок прогнозування суми електричних навантажень ЕП на інтервал упередження 24 год на місячному інтервалі часу (грудень 2014 р.), що виконані за допомогою моделі ARIMA та ШНМ, наведено на рис. 4.

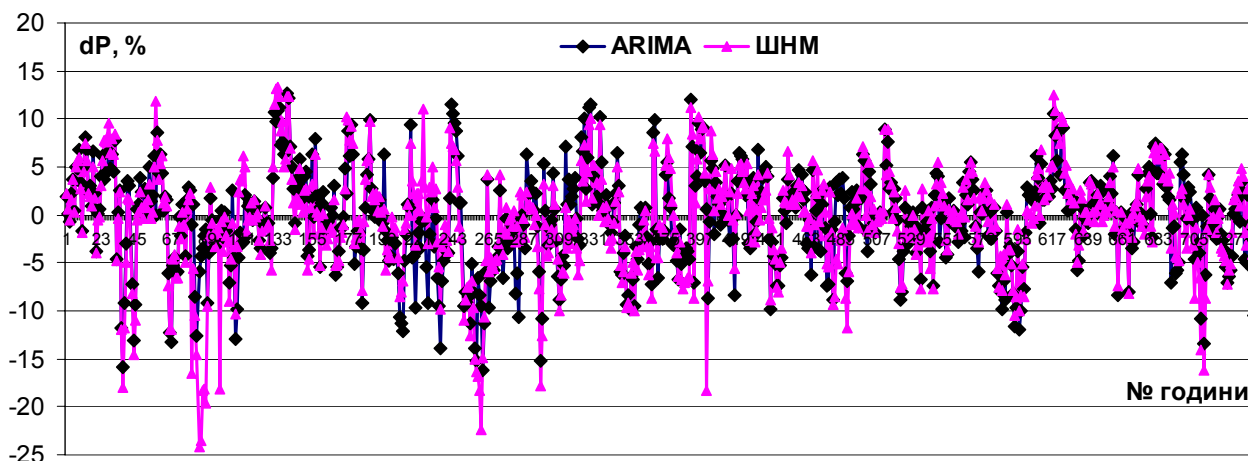


Рис. 4

Для забезпечення надійності та ефективності роботи ЕЕС особливо важлива інформація про значення СЕН в екстремальних точках добового графіка в характерні періоди часу: нічного провалу, ранкового максимуму, денного провалу і вечірнього максимуму (рис. 3). Результати прогнозування технологічної складової СЕН за двома підходами для ранкового (10 год) та вечірнього (21 год) максимумів наведено в табл. 3.

Таблиця 3

Тип-похибки	ШНМ				ARIMA			
	Прогноз на 1 год		Прогноз на 24 год		Прогноз на 1 год		Прогноз на 24 год	
	10	21	10	21	10	21	10	21
	МВт/%	МВт/%	МВт/%	МВт/%	МВт/%	МВт/%	МВт/%	МВт/%
МАРЕ	17,9/3,7	9,1/1,9	21,7/4,5	16,4/3,4	18,2/3,8	13,1/2,7	21,4/4,5	16,1/3,3
МАКС	48,3/10	34,5/7,1	60,8/12,6	72,8/14,9	44,7/9,3	41,6/8,5	48,0/10,0	72,1/14,8
СКВ	22,2/4,6	12,3/2,5	26,6/5,5	22,7/4,6	21,4/4,5	16,7/ 3,4	24,9/5,2	21,7/4,4
Ср	-6,1/1,1	1,0/0,2	-3,8/0,8	-1,8/0,4	-3,4/0,7	2,3/0,5	-5,2/1,1	-5,4/1,1

Обидва підходи демонструють схожі результати щодо точності прогнозу в екстремальних точках добового графіка і є прийнятними.

#### Висновки:

1. Запропоновано математичну модель та алгоритм для короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження обласної енергосистеми на інтервал упередження 1–7 діб. Їх відмінною особливістю є підвищення надійності та однорідності вхідних даних за рахунок трьох попередніх етапів аналізу і обробки: достовіризації, виділення астрономічної складової СЕН та безпосереднього врахування добових графіків електричного навантаження енергоємних підприємств.

2. Застосування багатofакторних прогнозних моделей із урахуванням впливу метеорологічних і календарних чинників не призводить до значного підвищення точності результатів короткострокового прогнозування технологічної складової СЕН обласної енергосистеми. У цьому випадку доцільно обмежитись однофакторними моделями типу ARIMA Бокса-Дженкінса або моделями на основі штучних нейронних мереж. При схожих значеннях середньої точності, моделі на основі ARIMA забезпечують вищу стабільність результатів, оскільки максимальні похибки прогнозування, їх середні значення та середньоквадратичні відхилення в цілому менші, ніж для результатів на основі ШНМ.

3. У зв'язку з неоднорідністю графіків навантаження ЕП дисперсія сумарного графіка навантажень підприємств стабілізується, що сприяє підвищенню точності прогнозування технологічної складової сумарного навантаження обласної енергосистеми. Спроба удосконалення алгоритму прогнозування за рахунок моделювання електричного навантаження окремо кожного підприємства на основі запропонованих однофакторних моделей не призводить до позитивного результату.



1. Бокс Д., Дженкинс Г. Анализ временных рядов. Прогноз и управление. – М: Мир, 1974. – Вып. 1, 2. – 406 с. – 198 с.
2. Мартинюк О.В. Врахування впливу астрономічних факторів на електричне навантаження обласної енергосистеми із суттєвою часткою промислового електроспоживання // Енергетика та електрифікація. – 2015. – № 10. – С. 36–41.
3. Черненко П.О., Мартинюк О.В., Мірошник В.О. Врахування споживання електроенергії енергоємними підприємствами при короткостроковому прогнозуванні електричного навантаження енергосистеми // Техн. електродинаміка. – 2014. – № 5. – С. 35–37.
4. Черненко П.О., Мартинюк О.В., Мірошник В.О., Заславський А.І. Дворівнева достовіризація добових графіків електричного навантаження обласної енергосистеми з суттєвою складовою промислового електроспоживання // Енергетика та електрифікація. – 2015. – № 7. – С. 10–23.
5. Черненко П.О., Мартинюк О.В., Попов С.В., Бодяньський Є.В. Порівняльний аналіз двох підходів до вирішення задачі короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження електроенергетичної системи // Техн. електродинаміка. – 2013. – № 3. – С. 61–72.

УДК 621.311:681.3

**П.А. Черненко**, докт. техн. наук, **А.В. Мартинюк**, канд. техн. наук, **В.О. Мірошник**, асп.

Институт электродинамики НАН Украины,  
пр. Победы, 56, Киев-57, 03680, Украина

### **Особенности краткосрочного прогнозирования электрической нагрузки энергосистемы с существенной составляющей промышленного электропотребления**

*Приведена математическая модель суммарной электрической нагрузки энергосистемы с существенной составляющей промышленного потребления. Представлены блок-схема и алгоритм решения задачи краткосрочного прогнозирования нагрузки с учетом предварительной достоверизации данных, выделения и моделирования астрономической и технологической составляющих нагрузки данной энергосистемы. Выполнен анализ суточных графиков нагрузки энергоёмких предприятий энергосистемы, по результатам которого идентифицировано два типа математических моделей для прогнозирования их нагрузки – модели с использованием искусственной нейронной сети типа многослойный перцептрон и авторегрессионных моделей Бокса-Дженкинса. Разработана оптимальная архитектура, определены параметры и вектор исходных данных указанных моделей для краткосрочного прогнозирования электрической нагрузки энергоёмких предприятий. На реальных данных проведено многовариантное сравнение точности и надежности полученных с помощью различных моделей результатов прогнозирования почасовых нагрузок отдельных предприятий, их суммарного графика нагрузки, а также электрической нагрузки предприятий в часы утреннего и вечернего максимумов потребления мощности в ОЭС Украины. Определены преимущества и недостатки разработанных прогнозных моделей. Библи. 5, рис. 4, табл. 3.*

**Ключевые слова:** электрическая нагрузка, энергоёмкие предприятия, энергосистема, краткосрочное прогнозирование, математическая модель нагрузки, модель Бокса-Дженкинса, искусственная нейронная сеть.

**P. Chernenko, O. Martyniuk, V. Mirosnyk**

Institute of Electrodynamics of the National Academy of Sciences of Ukraine,  
Peremohy, 56, Kyiv-57, 03680, Ukraine

### **Specificity of short-term electrical load forecasting of power system with significant share the industrial electricity consumption**

*Proposes a mathematical model of the total electrical load of power system with a significant component of industrial consumers. In addition, the paper provides a flowchart and the algorithm for solving the problem of short-term load forecasting based on preliminary elimination and repairing the abnormal data, extraction and modeling astronomical and technological components of the power system load. Based on the analysis of daily load curve of energy-intensive enterprises, developed two types of mathematical models to predict their electrical load - model using artificial neural network and Box-Jenkins autoregression models. Developed the optimal architecture, determined the parameters and the vector of the initial data of these models for short-term forecasting of electric load of energy-intensive enterprises. Accuracy and reliability of different predictive models evaluated using the real data. Advantages and disadvantages of the developed prediction models were studied and described. References 5, figures 4, tables 3.*

**Key words:** electrical load, energy-intensive enterprises, electric power system, short-term forecasting, mathematical model of load, Box-Jenkins model, artificial neural network.

Надійшла 11.03.2016

Received 11.03.2016