

П.О.Черненко, докт.техн.наук, **О.В.Мартинюк**, канд.техн.наук, **В.О.Мірошник**
 Інститут електродинаміки НАН України,
 пр. Перемоги, 56, Київ-57, 03680, Україна,
 e-mail: cher@ied.org.ua

Описано запропоновану методику прогнозування сумарного електричного навантаження обласної енергосистеми. Для моделювання технологічної складової навантаження використано засоби штучного інтелекту і авторегресійні моделі Бокса-Дженкінса. Проаналізовано переваги та недоліки прогнозних моделей різних видів, визначено оптимальний тип, архітектуру та вектор вхідних параметрів моделі для вирішення зазначеної задачі. Апробацію проведено на реальних даних обласної енергосистеми із перевагою промислового електроспоживання. Бібл.4, табл.1.

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

Проведені в Інституті електродинаміки НАН України дослідження показали, що при розв'язанні задачі короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження (СЕН) обласної електроенергетичної системи (ЕЕС) в складі якої суттєву частину навантаження споживають енергоємні підприємства (ЕП), недостатньо враховувати лише вплив метеорологічних і астрономічних факторів. З метою підвищення ефективності математичного моделювання зовнішніх факторів на СЕН енергосистеми запропоновано виділяти частку навантаження енергоємних підприємств в окрему складову та проводити її моделювання і прогнозування із використанням власних, оптимально підібраних моделей і методів.

Запропонована методика моделювання і короткострокового прогнозування СЕН облenerго із перевагою промислового електропостачання передбачає три етапи обробки даних, що передують виділенню таких ключових складових як базова, тижнева та метеорологічна.

На першому етапі проводиться виключення аномальних даних та заміна їх на більш відповідні поточному добовому графіку значення сумарного електричного навантаження енергосистеми та енергоємних підприємств [3] за допомогою дворівневого методу достовіризації, що дозволяє статистично коректно виявляти як одиничні, так і групові аномальні дані та проводити коригування навантаження на рівні енергоємних підприємств і енергосистеми з урахуванням типу викидів та їхньої тривалості. Метод передбачає попередній розподіл добових графіків СЕН ЕП на два класи. До першого класу відносяться графіки з нормальними режимами роботи підприємств (їх переважна більшість), до другого – графіки із суттєвими змінами в структурі споживання електроенергії. Тривалість зниження сумарного навантаження в графіках другого класу коливається в межах від декількох годин до декількох діб.

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

$$P^{техн}_{i,j} = \sum_{m=1}^M P^{EP,i,j}_m, P^{кпс}_{i,j} = \bar{P}_{i,j} - P^{техн}_{i,j}, \quad (1)$$

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 із $P^{кпс}_{i,j}$ та окреме моделювання астрономічної складової електричного навантаження енергосистеми, яка визначає вплив рівня природної освітленості на споживання активної потужності в енергосистемі. Для моделювання доцільно використовувати нелінійні регресійні залежності електричного навантаження від часу сходу/заходу сонця і рівня хмарності.

Наведемо результати порівняльного моделювання та прогнозування технологічної складової математичної моделі СЕН обласної енергосистеми із застосуванням різних методів параметричного аналізу нестационарних часових рядів та засобів штучного інтелекту. Внаслідок відсутності значимого впливу метеорологічних та астрономічних факторів на СЕН енергоємних підприємств, для короткострокового прогнозування їхнього навантаження використання багатофакторних математичних моделей недоцільно. Проведений порівняльний аналіз виявив, що серед класу однофакторних математичних моделей параметричного аналізу нестационарних

часових рядів для моделювання і короткострокового прогнозування СЕН енергоємних підприємств доцільно використовувати інтегровані моделі авторегресії та плаваючого середнього Бокса – Дженкінса (ARIMA) [2].

До переваг зазначено класу моделей в рамках вирішення даної задачі слід віднести:

- 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.

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

$$P^{техн}_i = a_1 P^{техн}_{i-1} + A_1 P^{техн}_{i-24} + A_2 P^{техн}_{i-48} + A_3 P^{техн}_{i-72} - a_1 A_1 P^{техн}_{i-25} - a_1 A_2 P^{техн}_{i-49} - a_1 A_3 P^{техн}_{i-73} - q_1 A_{i-1} - Q_1 A_{i-24} + q_1 Q_1 A_{i-25} + \Theta \cdot (1 - (a_1 + A_1 + A_2 + A_3 - a_1 A_1 - a_1 A_2 - a_1 A_3)) \quad (2);$$

де $P^{техн}_i$ – 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 із періодичністю 24, A_{i-1}, A_{i-24} – похибки прогнозування на відповідних попередніх етапах розрахунку ($A_{i-1} = P^{техн}_{i-1} - P^{техн}_{прогн}_{i-1}$), q_1, Q_1 – коефіцієнти моделі, що враховують похибку прогнозування, Θ – константа моделі.

В якості альтернативного засобу моделювання та прогнозування технологічної складової СЕН ЕЕС було використано штучну нейронну мережу (ШНМ) типу багатошаровий перцептрон [4]. Прогнозування за допомогою ШНМ включає в себе три етапи.

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

Для вектору вхідних даних, що відповідає кожній прогнозній годині, було обрано 10 значень електричного навантаження з лагами, які відповідають найбільшим значенням коефіцієнтів автокореляції. У випадку прогнозування на добу вперед враховувались тільки лаги більші або рівні 24 год. Для перевірки доцільності урахування в прогнозній моделі СЕН ЕП впливу зовнішніх календарних, метеорологічних та астрономічних факторів побудовано окрему мережу [1], в якій вектор вхідних даних додатково містив наступну 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.

Апробація запропонованих моделей проводилася на реальних даних добових графіків СЕН восьми енергоємних підприємств металургійної та машинобудівної галузей промисловості, виділених в окрему технологічну складову електричного навантаження ПАТ «Запоріжжяобленерго» за 2014 рік.

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

- прогнозування електричного навантаження суми восьми ЕП 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 із урахуванням впливу метеорологічних факторів за допомогою ШНМ на інтервал упередження одна доба.

Статистичні характеристики похибок прогнозування, що обраховані на місячному інтервалі за грудень 2014 року, наведено в таблиці.

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), МВтгод / %	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, МВтгод / %	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, МВтгод / %	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, МВтгод	-0,2	-1,3	-0,8	-1,8	-3,9	18,6	-1,65

Відповідно до табл. 1, моделі на основі ARIMA та ШНМ мають практично однакову середню точність прогнозування MAPE 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 їхні відхилення нижчі, ніж для аналогічних результатів згідно моделі на основі ШНМ. Також, середня похибка моделі ARIMA краще центрована відносно нуля, що свідчить про відсутність систематичної складової похибки. Розширення математичної моделі СЕН ЕП за рахунок впливу таких зовнішніх факторів як номер години в добу, доби в тижні, температури повітря та світлової тривалості доби не призводить (ст. 8 табл. 1) до уточнення результатів прогнозу, що підтверджує проведені раніше дослідження. 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.

Висновки.

1. Для прогнозування технологічної складової СЕН обленерго можна використовувати однофакторні математичні моделі типу ARIMA або ШНМ без урахування впливу метеорологічних та астрономічних факторів. Моделі на основі ARIMA за однакових показників середньої точності прогнозування переважають за стабільністю результатів моделі на основі ШНМ.

2. У зв'язку із технологічною неоднорідністю графіків навантаження ЕП дисперсія сумарного графіку навантажень підприємств стабілізується, що сприяє підвищенню точності прогнозування технологічної складової сумарного навантаження обласної енергосистеми. Таким чином, ускладнення прогнозних моделей за рахунок моделювання та прогнозування електричного навантаження окремо кожного підприємства недоцільне.

1. *Bodyanskiy Ye., Popov S., Rybalchenko T.* Feedforward neural network with a specialized architecture for estimation of the temperature influence on the electric load // Proc. 4th International IEEE Conference "Intelligent Systems". – Varna, 2008. – Vol. I. – Pp. 714–718.
2. *Box G., Jenkins G.* Time Series Analysis: Forecasting and Control. – Moskva: Mir, 1974.
3. *Chernenko P., Martyniuk O., Miroshnyk V., Zaslavsky A.* Two-stage verification of daily schedules electrical loads of power system with the significant part of industrial power consumption//Enerhetyka ta Elektryfikatsiia. – 2015. – No 7. – Pp. 10– 23. (Ukr)
4. *Hippert H. S., Pedreira C. E., Souza R. C.* Neural networks for short-term load forecasting: a review and evaluation // IEEE Trans. Power Systems. – 2001. – Vol. 16. – No 1. – Pp. 44-55.

МОДЕЛИРОВАНИЕ И КРАТКОСРОЧНОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОЙ СОСТАВЛЯЮЩЕЙ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ НАГРУЗКИ ОБЛАСТНОЙ ЭНЕРГОСИСТЕМЫ

П.А. Черненко, А.В. Мартынюк, В.О. Мирошник

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

cher@ied.org.ua.

Описана предложенная методика прогнозирования суммарной электрической нагрузки областной энергосистемы. Для моделирования технологической составляющей нагрузки использовались средства искусственного интеллекта и авторегрессионные модели Бокса-Дженкинса. Проанализированы преимущества и недостатки прогнозных моделей различных видов, определены оптимальный тип, архитектура и вектор входных параметров моделей для решения указанной задачи. Аprobация проведена на реальных данных областной энергосистемы с преобладанием промышленного электропотребления. Библ 4, табл. 1.

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

MODELING AND SHORT-TERM FORECASTING OF TECHNOLOGY COMPONENT OF ELECTRICAL LOAD OF THE REGIONAL ELECTRIC POWER SYSTEM

**P. Chernenko, O. Martyniuk, V. Miroshnyk,
Institute of Electrodynamics of the NAS of Ukraine**

Peremohy ave., 56, Kyiv-57, 03680, Ukraine,

cher@ied.org.ua.

The proposed method for a total electrical load of the regional electric power system forecasting is described. To model a technology load component, artificial intelligence techniques and autoregressive Box-Jenkins models are used. The advantages and disadvantages of different forecast models are analyze. To solve the mentioned task, an optimal type, architecture and vector of model input parameters are determined. Approval was conducted on actual data taken from the regional electric power system with advantage of industrial power consumption. References 4, table 1.

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

Надійшла 06.02.2016