

Лабжинський В.А.

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

НЕЙРОМЕРЕЖЕВІ МЕТОДИ ДІАГНОСТУВАННЯ СТАНУ ОБ'ЄКТІВ ЕНЕРГЕТИКИ

Розробка методів автоматизованої діагностики режиму роботи об'єктів промислової електроенергетики та прогнозування споживання електроенергії є важливим завданням у сфері енергетичного обслуговування. Наявність достовірної інформації щодо графіку споживання електроенергії дозволяє оптимальним чином спланувати бюджет як на рівні окремої компанії, так і на державному рівні.

Досліджено сучасні підходи, які використовуються в системах діагностування та прогнозування стану об'єктів промислової електроенергетики. Представлено нейромережеві моделі прогнозування та інтегровані моделі авторегресії ковзного середнього. Визначено особливості застосування нейромережевого підходу при одновимірному прогнозуванні часових рядів. Для оптимізації алгоритмів навчання нейромережевої моделі прогнозування стану об'єктів енергетичної системи було проведено аналіз відповідних статистичних даних експериментальних досліджень. Показано пріоритет нейромережевої моделі над інтегрованою моделлю авторегресії ковзного середнього відповідно до показника точності прогнозування.

Нейромережева структура MLP складається з декількох шарів (вхідного, одного або декількох прихованих та вихідного шару), причому кожен нейрон кожного прихованого шару безпосередньо пов'язаний з усіма нейронами наступного прихованого або вихідного шару через вагові коефіцієнти. Зазвичай для навчання MLP використовуються методи зворотного поширення помилки. Вузли вхідного шару характеризуються функціями лінійної активації, а вузли прихованих і вихідного шару – пороговими значеннями.

В результаті проведеної роботи досліджено сучасні підходи діагностування та прогнозування стану об'єктів промислової електроенергетики, які базуються на нейромережевих моделях прогнозування та інтегрованих моделях авторегресії ковзного середнього. Проведено узагальнення зазначених моделей, адаптовано математичний апарат для методів, в яких використовують інформаційний критерій Акаїке, корегований інформаційний критерій Акаїке та байєсівський інформаційний критерій. Показано пріоритет нейромережевої моделі над інтегрованою моделлю авторегресії ковзного середнього відповідно до показника відносної похибки прогнозування.

Ключові слова: промислова електроенергетика, алгоритм прогнозування, нейромережева модель, інтегрована модель авторегресії ковзного середнього, багатошаровий перцептрон.

Постановка проблеми. Розробка методів автоматизованої діагностики режиму роботи об'єктів промислової електроенергетики та прогнозування споживання електроенергії є важливим завданням у сфері енергетичного обслуговування. Наявність достовірної інформації щодо графіку споживання електроенергії дозволяє оптимальним чином спланувати бюджет як на рівні окремої компанії, так і на державному рівні. При цьому складність вирішення цього завдання полягає не лише у великій кількості параметрів споживання електроенергії, які підлягають аналізу (навантаження, зовнішні умови, ринкова стратегія торгів), але й в тому, що вони не можуть бути описані аналітично через математичні функції [1, 2]. В такому разі очевидним рішенням є впровадження нейромережевих моделей прогнозування та інтегрованих моделей

авторегресії ковзного середнього (autoregressive integrated moving average, ARIMA).

Загалом дослідження характеризується як практичною **актуальністю** для енергетичної промисловості, так і фундаментальною важливістю в галузі інформаційних технологій (далі – ІТ).

Аналіз останніх досліджень і публікацій у сфері діагностики та прогнозування параметрів об'єктів енергетики показав пріоритет нейромережевих алгоритмів (artificial neural networks, ANN) [3, 4]. Важливим аспектом ефективного застосування ANN є врахування нейромережевої структури. В цьому випадку важливо оптимізувати схему з точки зору мінімального використання обчислювальних ресурсів апаратно-програмної платформи.

Так, у роботах [5, 6] було розглянуто роботу з тришаровою нейромережею (вхідний шар,

проміжний шар і вихідний шар), що можна вважати мінімалістичним рішенням, яке надає досить точний результат прогнозування. Крім того, за показниками ефективності та ресурсомісткості ANN були порівняні з іншими традиційними методами класифікації – моделями, які базуються на класичному лінійному дискримінантному аналізі та методиках логістичної регресії [7, 8].

Серед нейромержевих алгоритмів найбільшу увагу було приділено моделі багатшарового перцептрона (multilayer perceptron, MLP), на основі якої було здійснено прогнозування для декількох залежних змінних через врахування значень змінних предиктора [9]. Було розглянуто сучасні алгоритми навчання.

Так, в межах стандартного методу зворотного поширення помилки (back propagation, BP) було проведено аналіз алгоритмів швидкого зворотного поширення помилки (quick back propagation, QBP), еластичного зворотного поширення помилки (resilient back propagation, RBP) та алгоритмів зворотного поширення помилки Бройдена-Флетчера-Гольдфарба-Шанно (BFGS). Зазначені методики показали для задачі цього дослідження найкращий результат [10, 11]. Для визначення ефективності кожної з моделей було використано статистичні дані по споживанню електроенергії енергетичними об'єктами, які були представлені корпорацією «Хеврат ха-Хашмаль» [12].

При цьому *невирішеною частиною загального завдання* є необхідність узагальнення широкого класу підходів по діагностиці та прогнозуванню параметрів об'єктів енергетики. Тому *метою дослідження* стала розробка методологічної бази побудови високоефективних нейромержевих алгоритмів прогнозування.

1. Узагальнення математичної моделі навчання нейромержевих алгоритмів на базі багатшарового перцептрона. Нейромержева структура MLP складається з декількох шарів (вхідного, одного або декількох прихованих та вихідного шару), причому кожен нейрон кожного прихованого шару безпосередньо пов'язаний з усіма нейронами наступного прихованого або вихідного шару через вагові коефіцієнти.

Зазвичай для навчання MLP використовуються методи зворотного поширення помилки. Вузли вхідного шару характеризуються функціями лінійної активації, а вузли прихованих і вихідного шару – ще й пороговими значеннями. При цьому у вузлів прихованих шарів нелінійна функція активації, а у вузлів вихідного шару – лінійна [13].

Автор статті розглядає математичну модель навчання нейромержевих алгоритмів на базі багатшарового перцептрона. Нехай ми маємо певний зразок роботи енергетичної системи ("P", pattern), сигнали якого в оцифрованому вигляді можуть бути передані через вектор

$$X_p : \{x_p(i)\},$$

де $i \in [1; I]$ – кількість нейронів вхідного шару.

Для представлення на рівні математичного апарату процесу передачі даного сигналу до першого прихованого шару необхідно ввести вектор

$$Y_p^1 : \{y_p^1(j_1)\},$$

де $j_1 \in [1; J_1]$ (кількість прихованих нейронів), що розраховується через функцію активації прихованих нейронів:

$$\hat{y}_p^1(j_1) = F_{I \rightarrow H} \left(\sum_{i=1}^I x_p(i) \cdot w(i, j_1) + \theta(j_1) \right), \quad (1)$$

де $F_{I \rightarrow H}()$ – функція активації прихованих нейронів, $w(i, j_1)$ – вагові коефіцієнти, що поєднують вхідні нейрони та нейрони першого прихованого шару, а $\theta(j_1)$ – порогове значення для нейрону першого прихованого шару.

Аналогічним чином здійснюється перехід від першого до останнього прихованого шару:

$$y_p^1(j_1) \rightarrow y_p^2(j_2) \rightarrow \dots \rightarrow y_p^h(j_h) \rightarrow y_p^{h+1}(j_{h+1}) \rightarrow \dots \rightarrow y_p^{H-1}(j_{H-1}) \rightarrow y_p^H(j_H), \quad (2)$$

де $h \in [1; H]$ – кількість прихованих шарів.

Наступний етап для отримання вектору вихідних значень

$$Z_p : \{z_p(k)\},$$

де $k \in [1; K]$ – кількість нейронів вхідного шару є застосування функції активації вихідних нейронів:

$$\hat{z}_p(k) = F_{H \rightarrow O} \left(\sum_{j_H=1}^{J_H} y_p^H(j_H) \cdot w(j_H, k) + \theta(k) \right), \quad (3)$$

де $F_{H \rightarrow O}()$ – функція активації вихідних нейронів; $\theta(k)$ – порогове значення для нейрону вихідного шару; $w(j_H, k)$ – вагові коефіцієнти, що

поєднують проміжні нейрони останнього прихованого шару та нейрони вихідного шару.

Під час тренування аргументом цільової функції буде середнє квадратичне відхилення від відповідного значення тренувального набору для всіх зразків, що має надалі бути використано у алгоритмах BP.

2. Узагальнення математичної моделі інтегрованих моделей авторегресії ковзного середнього. Модель авторегресії ковзного середнього (ARMA), яка комбінує модель авторегресії і модель змінного середнього, є стандартною математичною моделлю, яка використовується для прогнозування часових рядів у статистиці. Її розширенням для нестационарних часових рядів є інтегрована модель авторегресії ковзного середнього (ARIMA). В рамках методів на базі ARIMA, крім набору змінних p і q , застосовується процедура визначення різниці певного порядку d від вихідного часового ряду, тобто в ARIMA використовуються інтегровані тимчасові ряди. Таким чином методологія ARIMA може бути використана для моделювання та прогнозування стану енергетичних об'єктів за допомогою нестационарних часових рядів.

Розглянемо нестационарний часовий ряд, який може бути описаний на базі ARIMA через набір показників. Для визначення середнього квадратичного відхилення для такого ряду його можна представити через набір ітерацій, причому для кожного існує як дійсне значення, так і прогнозоване. Середнє квадратичне відхилення розраховується через стандартне рівняння. Для моделювання поведінки об'єктів на базі нестационарних часових рядів за умов обмеження на ресурси обчислювальної системи здебільшого використовують такі підходи [14–19]:

- інформаційний критерій Акаїке (Akaike's information criterion, AIC) [14, 15];
- корегований інформаційний критерій Акаїке (corrected Akaike's information criterion, C-AIC) [18, 19];
- байєсівський інформаційний критерій (Bayesian information criterion, BIC) [16, 17].

За основу розрахунку для кожного з підходів має бути взято повну кількість оцінюваних параметрів моделі. Для інформаційного критерію Акаїке також має бути визначено максимальне значення функції правдоподібності, аргументом якої є вектор коефіцієнтів і розмір вибірки m .

Практика застосування авторегресивних моделей, які використовують інформаційний критерій

Акаїке, вказує на те, що наявна тенденція до перенавчання, що може бути скореговано (скорегований інформаційний критерій Акаїке, адаптований для задачі цього дослідження). Для вирішення проблеми перенавчання може бути використано байєсівський інформаційний критерій, який для моделювання з нульовим середнім описується так: визначивши, для якого критерію мінімальне значення відповідає оптимальній авторегресивній моделі.

3. Співвіднесення точності прогнозування за допомогою ARIMA з моделями на базі багатшарового перцептрона. Першим етапом аналізу стало визначення оптимальних параметрів організації авторегресивної моделі, що включало в себе моделювання інформаційного критерію Акаїке, корегованого інформаційного критерію Акаїке та байєсівського інформаційного критерію для фіксованого набору (Рис. 1–3).

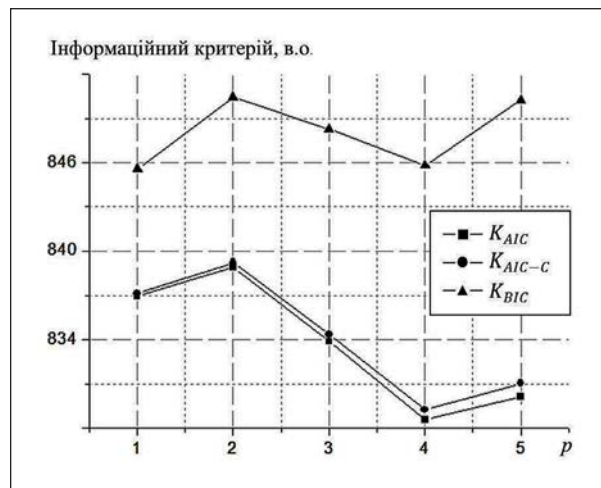


Рис. 1. Графік функції для $q = 0$ і $d = 1$

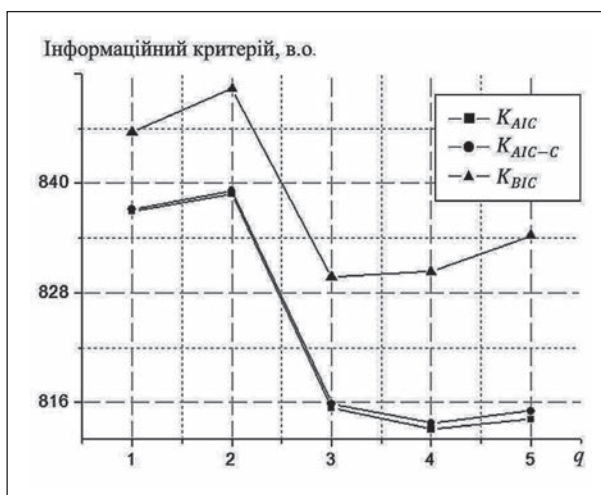


Рис. 2. Графік функції для $p = 0$ і $d = 1$

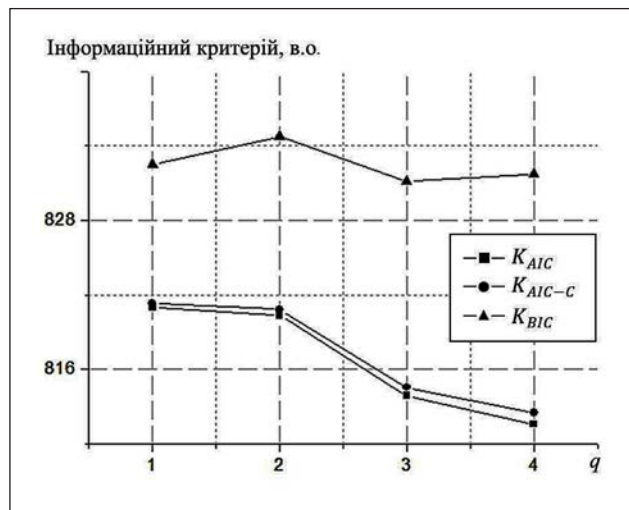


Рис. 3. Графік функції для $p = 1$ і $d = 1$

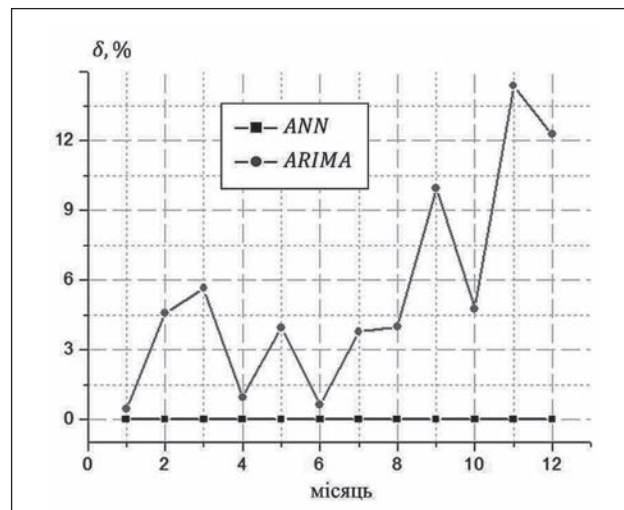


Рис. 4. Визначення відносної похибки прогнозування поведінки об'єкта електроспоживання для нейронмережової та авторегресивної моделі

Як можна побачити з графіків, мінімальне значення критерію було отримано для інформаційного критерію Акаїке (K_{AIC}) для конфігурації. Саме ця модель була порівняна за точністю прогнозування з моделлю на базі багатошарового перцептрона шляхом співставлення статистичних даних по споживанню електроенергії енергетичними об'єктами [12]. Як можна побачити на Рис. 4, нейронмережева модель характеризується більшою точністю.

Висновки. В результаті проведеної роботи досліджено сучасні підходи діагностування та прогнозування стану об'єктів промислової елек-

троенергетики, які базуються на нейронмережових моделях прогнозування та інтегрованих моделях авторегресії ковзного середнього.

Проведено узагальнення зазначених моделей, адаптовано математичний апарат для методів, які використовують інформаційний критерій Акаїке, корегований інформаційний критерій Акаїке та байєсівський інформаційний критерій. Показано пріоритет нейронмережової моделі над інтегрованою моделлю авторегресії ковзного середнього відповідно до показника відносної похибки прогнозування.

Список літератури:

1. Pousinho H.M.I., Mendes V.M.F., Catalão J.P.S. Short-term electricity prices forecasting in a competitive market by a hybrid PSO-ANFIS approach. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. 2012. Vol. 39. № 1. P. 29–35.
2. Electricity demand and spot price forecasting using evolutionary computation combined with chaotic nonlinear dynamic model / C. Unsuhay-Vila et al. *International journal of electrical power & energy systems*. 2010. Vol. 32. № 2. P. 108–116.
3. Barbounis T.G., Theocharis J.B. A locally recurrent fuzzy neural network with application to the wind speed prediction using spatial correlation. *Neurocomputing*. 2007. Vol. 70. № 7–9. P. 1525–1542.
4. Mabel M.C., Fernandez E. Analysis of wind power generation and prediction using ANN: A case study. *Renewable energy*. 2008. Vol. 33. № 5. P. 986–992.
5. Soriano C.L. & Rivera-Vargas P. Blockchain en Educación. Cadenas rompiendo moldes. *Revista Complutense De Educación*. 2019. Vol. 30(4). P. 1173–1174. doi: 10.5209/iced.63394.
6. Mabel M.C., Fernandez E. Analysis of wind power generation and prediction using ANN: A case study. *Renewable energy*. 2008. Vol. 33. № 5. P. 986–992.
7. Cadenas E., Rivera W. Wind speed forecasting in three different regions of Mexico, using a hybrid ARIMA-ANN model. *Renewable Energy*. 2010. Vol. 35. № 12. P. 2732–2738. doi: 10.1016/j.renene.2010.04.022.
8. Lee T.S., Chen I.F. A two-stage hybrid credit scoring model using artificial neural networks and multivariate adaptive regression splines. *Expert Systems with Applications*. 2005. Vol. 28. № 4. P. 743–752.
9. Lee T.S., Chiu C.C., Lu C.J. and Chen I.F. Credit scoring using the hybrid neural discriminant technique. *Expert Systems with applications*. 2002. Vol. 23. № 3. P. 245–254.

10. Blanco A. et al. Credit scoring models for the microfinance industry using neural networks: Evidence from Peru. *Expert Systems with applications*. 2013. Vol. 40. № 1. P. 356–364.
11. Liu H., Chen C., Tian H., Li Y. A hybrid model for wind speed prediction using empirical mode decomposition and artificial neural networks. *Renewable Energy*. 2012. Vol. 48. P. 545–556.
12. Chang G.W., Lu H.J., Hsu L.Y., Chen Y.Y. A hybrid model for forecasting wind speed and wind power generation. *2016 IEEE Power and Energy Society General Meeting (PESGM)*. IEEE, 2016. P. 1–5. doi: 10.1109/pesgm.2016.7742039.
13. Safi S.K. Artificial neural networks approach to time series forecasting for electricity consumption in gaza strip. *Artificial Neural Networks Approach to Time Series Forecasting for Electricity Consumption in Gaza Strip*. 2013. Vol. 21. № 2. P. 1–22.
14. Nazzal J.M., El-Emary I.M., Najim S.A. Multilayer perceptron neural network (MLPs) for analyzing the properties of Jordan Oil Shale 1. *World Applied Sciences Journal*, 2008, Vol. 5(5). P. 546–552.
15. Song E., Won S., Lee W. Using the corrected Akaike's information criterion for model selection. *Korean Journal of Applied Statistics*. 2017. Vol. 30. № 1. P. 119–133. doi: 10.5351/kjas.2017.30.1.119.
16. Jordanger L.A., Tjøstheim D. Model selection of copulas: AIC versus a cross validation copula information criterion. *Statistics & Probability Letters*. 2014. Vol. 92. P. 249–255. doi: 10.1016/j.spl.2014.06.006.
17. Cavanaugh J.E. Model Selection: Bayesian Information Criterion. *Wiley StatsRef: Statistics Reference Online*. 2016. P. 1–3. doi: 10.1002/9781118445112.stat00247.pub2.
18. Yang W., Yan W., Tu S.-T. & Liao M.-S. An Unsupervised Classification Method of POLINSAR Image Based on Bayesian Information Criterion. *Journal of Electronics & Information Technology*. 2013. Vol. 34(11). P. 2628–2634. doi: 10.3724/sp.j.1146.2012.00448.
19. Akpa O.M. & Unuabonah E.I. Small-Sample Corrected Akaike Information Criterion: An appropriate statistical tool for ranking of adsorption isotherm models. 2011. *Desalination*. Vol. 272 (1-3). P. 20–26. doi: 10.1016/j.desal.2010.12.057.
20. Kletting P. & Glatting G. Model selection for time-activity curves: The corrected Akaike information criterion and the F-test. 2009. *Zeitschrift Für Medizinische Physik*. Vol. 19(3). P. 200–206. doi: 10.1016/j.zemedi.2009.05.003.

Labzhynskiy V.A. NEURAL NETWORK METHODS FOR DIAGNOSING THE STATE OF POWER ASSETS

Development of methods of automated diagnostics of the mode of operation of industrial power assets and forecasting electricity consumption is an important task in the field of energy services. The availability of reliable information on the electricity consumption schedule allows optimal planning of the budget at the levels of both the individual company and the state level. The modern approaches used in the systems of diagnosing and forecasting the state of industrial power assets are investigated. Neural network forecasting models and integrated autoregressive moving average models are presented.

The peculiarities of application of neural network approach in one-dimensional time series forecasting are determined. The relevant statistical data of experimental studies were analysed in order to optimize the learning algorithms of the neural network model for predicting the state of power assets. The priority of the neural network model over the integrated autoregressive moving average model according to the prediction accuracy indicator is shown. The MLP neural network structure consists of several layers (input, one or more hidden and output layers), and each neuron of each hidden layer is directly connected to all neurons of the next hidden or output layer through weighting factors.

Typically, MLP back-propagation methods are used to teach MLP. The input layer nodes are characterized by linear activation functions, and the hidden and output layer nodes are also characterized by thresholds. As a result of this work, modern approaches to diagnosing and predicting the status of industrial power assets based on neural network forecasting models and integrated autoregressive moving average models are investigated.

These models are generalized, mathematical tools for the methods using Akaike information criterion, adjusted Akaike information criterion and Bayesian information criterion are adapted. The priority of the neural network model over the integrated autoregressive moving average model according to the index of relative forecasting error is shown.

Key words: industrial power engineering, forecasting algorithm, neural network model, integrated autoregressive moving average model, multilayer perceptron.