

УДК 621.311:681.3

DOI: <https://doi.org/10.15407/publishing2023.64.025>

КОРОТКОСТРОКОВЕ ПРОГНОЗУВАННЯ НЕБАЛАНСІВ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ В ОЕС УКРАЇНИ З ВИКОРИСТАННЯМ АВТОРЕГРЕСІЙНИХ МОДЕЛЕЙ ТА ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

В.В. Сичова

Інститут електродинаміки НАН України
пр. Перемоги, 56, Київ, 03057, Україна
e-mail: shorl@ukr.net

У статті наведено результати дослідження моделей для короткострокового прогнозування сумарних небалансів електричної енергії в ОЕС України. Виконано аналіз результатів прогнозування, отриманих за допомогою різних типів авторегресійних моделей та двох моделей прогнозування на основі штучних нейронних мереж. Виконані дослідження на основі фактичних даних балансуєчого ринку електричної енергії України показали ефективність використання штучних нейронних мереж для зазначеної задачі. Показано, що із застосуванням моделі штучної нейронної мережі LSTM (Long short-term memory) досягнуто найбільшої точності прогнозування як для позитивних, так і негативних небалансів електричної енергії відповідно порівняно з прогнозуванням за допомогою авторегресійних моделей. Бібл. 11, рис. 3, таблиця.

Ключові слова: короткострокове прогнозування, небаланси електроенергії, авторегресія, нейронні мережі.

Вступ. Сьогодні однією з актуальних задач, що потребує розв'язання задля підвищення надійності функціонування Об'єднаної енергосистеми (ОЕС) України [1], є задача прогнозування небалансів електроенергії, вирішення якої дасть змогу Оператору системи передачі підвищити ефективність балансування ОЕС України завдяки плануванню необхідних обсягів резервів та переліку постачальників послуг із балансування. Згідно із Законом України «Про ринок електричної енергії» [2] небаланс електричної енергії визначається як розрахована для кожного розрахункового періоду різниця між фактичними обсягами відпуску або споживання, імпорту, експорту електричної енергії сторони, відповідальної за баланс, та обсягами купленої та проданої електричної енергії, зареєстрованими відповідно до правил ринку. Важливими факторами, що впливають на значення небалансу електроенергії в ОЕС України, є неточність прогнозів графіків відпуску електричної енергії відновлюваними джерелами енергії [3-4], а також похибка прогнозу споживання, зокрема й споживачів електричної енергії, що не мають систем її погодинного обліку (споживачів групи «Б») [5]. Крім того, сумарний небаланс електричної енергії включає різницю між фактичним відпуском постачальників послуг із балансування та диспетчерською командою, перебої з електропостачанням у зв'язку з аварійними ситуаціями в енергосистемі.

Наявність прогнозу небалансів електроенергії сприяє не тільки підвищенню надійності функціонування ОЕС України, оптимізації роботи з покриття небалансів на балансуєчому ринку та ринку допоміжних послуг, а також і зменшенню вартості небалансів електричної енергії для споживачів внаслідок появи можливості уточнення електропостачальними компаніями стратегій своєї участі в різних сегментах ринку.

Мета статті. Порівняльний аналіз результатів використання авторегресійних математичних моделей та штучних нейронних мереж задля підвищення точності короткострокового прогнозування сумарних небалансів електричної енергії в ОЕС України.

Матеріали й методи.

Для дослідження використано вибірки погодинних значень позитивних і негативних небалансів електричної енергії за період 20.07.2020-20.07.2021, обсяг кожної вибірки складає 8784 значення.

Використано такі моделі: авторегресійні [6] (AR, ARMA, ARIMA, SARIMA, VARMA) та нейронні мережі з рекурентними шарами (LSTM [7] та LSTMNet [8]).

Застосування моделей AR, ARMA й ARIMA (1-3) обумовлено високою автокореляці-



єю вибірок: 93,6 % для позитивних небалансів та 92,9 % для негативних [9]; моделі SARIMA (4) – періодичністю вибірок: 24 год для позитивних та 24 і 12 год для негативних небалансів [10]. Застосування моделі VARMA (5) є доцільним, зважаючи на взаємну кореляцію між вибірками в профілі години між чотирма сусідніми годинними зрізами 58...98 % та 29...67 % відповідно для вибірок позитивних і негативних небалансів електроенергії [11].

1. AR (autoregressive model):

$$X_t = c + \sum_{i=1}^p a_i X_{t-i} + \varepsilon_t, \quad (1)$$

де a_i – коефіцієнти авторегресії, c – константа, ε_t – білий шум.

2. ARMA (autoregressive moving-average):

$$X_t = c + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p a_i X_{t-i} + \sum_{i=1}^q \beta_i \varepsilon_{t-i}, \quad (2)$$

де β_i – коефіцієнти ковзного середнього.

3. ARIMA (autoregressive integrated moving average):

$$\Delta^d X_t = c + \sum_{i=1}^p a_i \Delta^d X_{t-i} + \sum_{j=1}^q \beta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t, \quad (3)$$

де Δ^d – оператор різності часового ряду.

4. SARIMA (seasonal autoregressive integrated moving average):

$$\phi_p(G)\phi_p(G^S)(1-G)^2(1-G^S)^D X_t = \gamma_q(G)w_Q(G^S)\varepsilon_t, \quad (4)$$

де $\phi_p(G)$ – коефіцієнт авторегресії; $\gamma_q(G)$ – коефіцієнт ковзного середнього; $\phi_p(G^2)$ – поліноміальна сезонна авторегресія; $w_Q(G^S)$ – поліноміальне сезонне ковзне середнє.

5. VARMA(vector autoregressive moving-average):

$$a_0 X_t = \sum_{i=1}^p a_i X_{t-i} + \sum_{j=1}^q \beta_j \varepsilon_{t-j}. \quad (5)$$

6. LSTM (Long short-term memory). Структура LSTM мережі описана за допомогою формул (6)-(11). На першому етапі відбувається вибір інформації для заміни згідно з умовами сигмоїдного шару (6). Після чого наступний шар визначає значення, які потрібно обновити, (7) і будує вектор значень \hat{C}_t , який можна додати в стан комірки (8). Потім попередній стан комірки C_{t-1} замінюється новим C_t за рівнянням (9). Останній крок полягає в розрахунку вихідної інформації за допомогою декількох фільтрів (10, 11).

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f), \quad (6)$$

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i), \quad (7)$$

$$\hat{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c), \quad (8)$$

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \hat{C}_t, \quad (9)$$

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o), \quad (10)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t), \quad (11)$$

де σ – активаційна функція; W_f, W_i, W_c, W_o – вагові коефіцієнти; b_f, b_i, b_c, b_o – коефіцієнти зсуву; x_t – вхідні дані; h_{t-1}, h_t – прогнознi значення; \hat{C}_t – вектор корекції комірки пам'яті; C_t, C_{t-1} – стан комірки пам'яті.

7. LSTMNet містить такі компоненти (рис. 1):

Згортковий шар. Згорткова мережа без об'єднання спрямована на вилучення коротко-строкових шаблонів у часовому вимірі. Вихідна матриця одночасно надходить у компоненти 2 і 3.

Рекурентний шар. Як прихована функція активації використовується RELU. Результат: прихований стан для кожної позначки часу.

Рекурентно-пропускний шар. Повторювана структура з тимчасовими зв'язками для розширення часового діапазону інформації, а отже, полегшення процесу оптимізації. Структура такого шару представлена у вигляді (12–15):

$$r_t = \sigma(x_t W_{xr} + h_{t-p} W_{hr} + b_r), \tag{12}$$

$$u_t = \sigma(x_t W_{xu} + h_{t-p} W_{hu} + b_u), \tag{13}$$

$$c_t = \text{RELU}(x_t W_{xc} + r_t \otimes (h_{t-p} W_{hc}) + b_c), \tag{14}$$

$$h_t = (1 - u_t) \otimes h_{t-p} + u_t \otimes c_t, \tag{15}$$

де p – кількість прихованих комірок.

Поелементний підсумковий вихід. Вивчає зважену комбінацію прихованих представлень у кожній позиції вікна вхідної матриці. Результат: конкатенація вектору контексту та прихованого представлення останнього вікна разом із операцією лінійної проекції.

Авторегресія. Розкладає остаточний прогноз на лінійну частину, яка зосереджена на проблемі локального масштабування, а також на нелінійну, що містить повторювані шаблони.

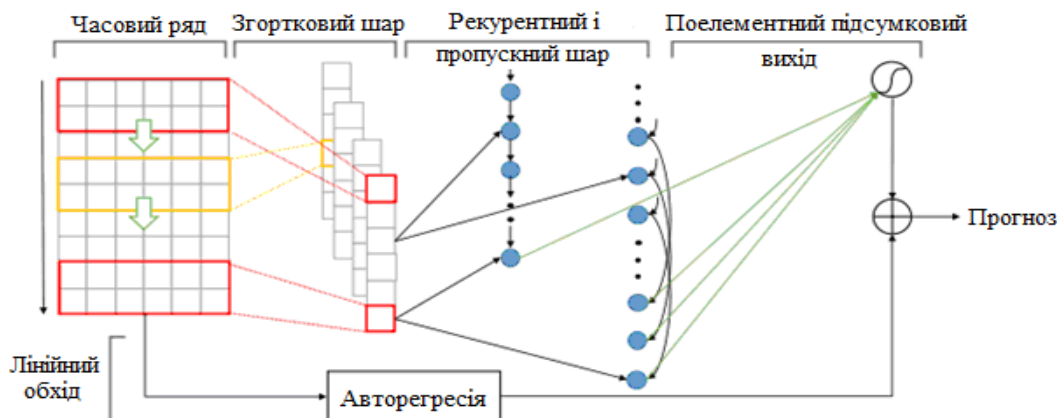


Рис. 1

Аналіз результатів. У таблиці наведено значення середніх (MAPE), максимальних і мінімальних відносних похибок δ % результатів прогнозування кожної моделі, а також значення похибок RMSE та коефіцієнтів кореляції R між фактичними значеннями небалансів електроенергії ΔP_f та прогнозованими ΔP_p .

Позитивні небаланси електроенергії	Модель	AR	ARMA	ARIMA	SARIMA	VARMA	LSTNet	LSTM
	MAPE, %	24,48	23,26	23,08	27,66	40,86	46,95	20,73
	max δ %	83,02	91,75	77,05	68,06	82,33	97,62	70,6
	min δ %	2,43	0,39	1,4	0,26	8,01	2,72	0,01
	RMSE, МВт	232,5	230,7	231,43	299,10	454,15	489,47	209,8
	$R(\Delta P_f, \Delta P_p)$, %	71,31	73,40	75,68	65,08	56,33	25,59	79,79
Негативні небаланси електроенергії	Модель	AR	ARMA	ARIMA	SARIMA	VARMA	LSTNet	LSTM
	MAPE, %	91,09	91,16	94,52	83,32	17,18	66,91	9,1
	max δ %	195,29	195,2	206,94	232,78	35,55	78,62	23,05
	min δ %	2,63	2,57	2,78	0,96	3,07	52,21	1,84
	RMSE, МВт	163,5	163,5	161,41	287,18	342,87	1015,72	163,7
	$R(\Delta P_f, \Delta P_p)$, %	88,22	88,19	87,47	70,41	68,15	79,29	88,45

На рис. 2 наведено гістограми, що ілюструють значення похибок прогнозування MAPE (а), RMSE (б) та коефіцієнта кореляції R (в) між фактичними й прогнозними значеннями небалансів електроенергії для позитивних і негативних небалансів, прогнозованих за допомогою кожної із розглянутих моделей.

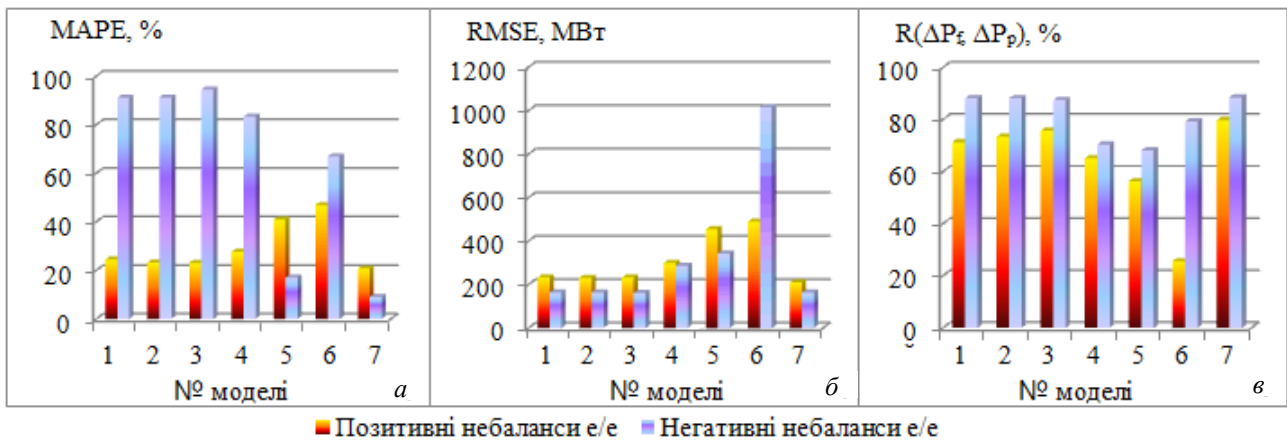


Рис. 2

Згідно з даними, зазначеними в таблиці й проілюстрованими на рис. 2, найточніші результати прогнозування як позитивних, так і негативних небалансів електроенергії, отримано за допомогою моделі LSTM. Серед авторегресійних моделей найбільшу точність демонструють ARIMA – для позитивних небалансів електроенергії, VARMA – для негативних.

На рис. 3 зображено добові графіки (20.07.2021) прогнозованих значень небалансів за допомогою моделі LSTM та авторегресійної моделі, що має найкращі результати (ARIMA – для позитивних небалансів електроенергії (а), VARMA – для негативних (б)) порівняно з фактичними значеннями.

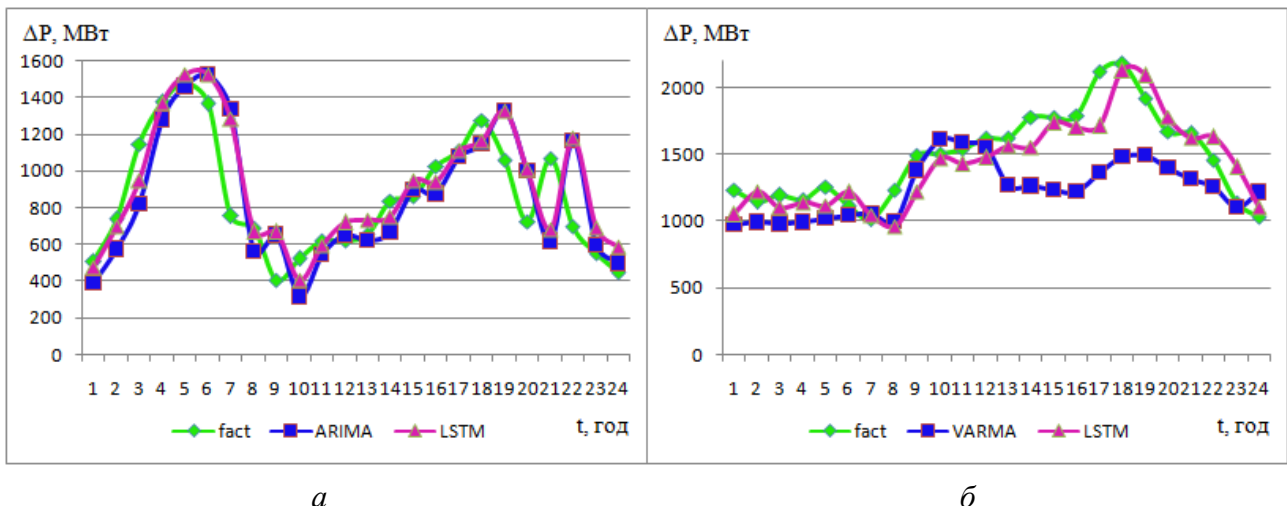


Рис. 3

Згідно з рис. 3 а добові графіки позитивних небалансів електроенергії, прогнозовані за допомогою моделей ARIMA та LSTM, повторюють форму фактичного графіка із запізненням в одну годину, похибка прогнозування LSTM становить 20,73 % порівняно з похибкою прогнозування моделі ARIMA 23,08 %. Для випадку прогнозування негативних небалансів електроенергії (рис. 3 б) за допомогою моделі LSTM також відтворено форму графіка стосовно графіка, прогнозованого за допомогою моделі VARMA, і спостерігається значне погіршення точності після 13 години.

Висновки. За результатами виконаних досліджень та порівняння отриманих результатів поміж розглянутих авторегресійних моделей та нейронних мереж показано, що найнижчої похибки прогнозування позитивних та негативних небалансів електричної енергії в ОЕС України досягнуто під час застосування моделі LSTM (20,73 та 9,1 % відповідно). Серед авторегресійних моделей найнижчі похибки прогнозування мають такі: під час прогнозування позитивних небалансів – ARIMA (23,08 %), негативних – VARMA (17,18 %). Зважаючи на отримані результати, можна зробити висновок про значну перевагу застосування моделі на основі розглянутої нейронної мережі LSTM під час вирішення досліджуваної в цій роботі задачі. Це вказує на доцільність її вдосконалення в майбутніх розробках з метою підвищення точності короткострокового прогнозування небалансів електроенергії.

1. Кириленко О.В., Павловський В.В., Блінов І.В. Науково-технічне забезпечення організації роботи ОЕС України в синхронному режимі з європейською континентальною енергетичною системою ENTSO-E. *Технічна електродинаміка*. 2022. № 5, С 59–66. DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2022.05.059>
2. Про ринок електричної енергії: Закон України від 13.04.2017 №2019-VIII.
3. Іванов Г.А., Блінов І.В., Парус Є.В., Мірошник В.О. Складові моделі для аналізу впливу відновлювальних джерел енергії на ринкову вартість електроенергії в Україні. *Технічна електродинаміка*. 2020. № 4. С. 72–75. DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2020.04.072>
4. Блінов І.В., Мірошник В.О., Шиманюк П.В. Короткостроковий інтервальний прогноз сумарного відпуску електроенергії виробниками з відновлювальних джерел енергії. *Праці Інституту електродинаміки НАН України*. 2019. № 54: С. 5–12 DOI: <https://doi.org/10.15407/publishing2019.54.005>
5. Блінов І.В., Парус Є.В., Мірошник В.О., Шиманюк П.О., Сичова В.В. Модель оцінки доцільності переходу промислових споживачів до погодинного обліку електричної енергії на роздрібному ринку. *Енергетика: економіка, технології, екологія*. 2021. № 1. С. 88–97. DOI: <https://doi.org/10.20535/18135420.1.2021.242186>
6. George E. P. Box, Gwilym M. Jenkins, Gregory C. Reinsel, Greta M. Ljung. *Time Series Analysis. Forecasting and control*. John Wiley and Sons Inc., 2015. 712 p
7. Sepp Hochreiter, Jürgen Schmidhuber. Long Short-term Memory. *Neural computation*. 1997. Vol. 9. Pp. 1735–80.
8. Guokun Lai, Wei-Cheng Chang, Yiming Yang, Hanxiao Liu Modeling Long- and Short-Term Temporal Patterns with Deep Neural Networks. *Machine Learning*. 2017. Pp 1–11. DOI: <https://doi.org/10.48550/arxiv.1703.07015>.
9. Сичова В. В. Короткострокове прогнозування небалансів електричної енергії. *Results of modern scientific research and development. Proceedings of the 9th International scientific and practical conference*. Barca Academy Publishing. Madrid, Spain. 2021. Pp. 165–171.
10. Blinov I., Miroshnyk V. and Sychova V. Comparison of models for short-term forecasting of electricity imbalances. 2022 *IEEE 8th International Conference on Energy Smart Systems (ESS)*. IEEE, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1109/ESS57819.2022.9969288>
11. Сичова В. Прогнозування добових графіків сумарних небалансів електричної енергії в ОЕС України. *Технічна електродинаміка*. 2022. № 4. С 59–63. DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2022.04.059> .

COMPARISON OF THE RESULTS OF SHORT-TERM FORECASTING OF ELECTRICITY IMBALANCES OF THE IPS OF UKRAINE USING AUTOREGRESSIVE MODELS AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

V.V. Sychova

Institute of Electrodynamics of the National Academy of Sciences of Ukraine

pr. Peremohy, 56, Kyiv, 03057, Ukraine

e-mail: shorl@ukr.net

The article presents the results of the study of models for short-term forecasting of overall electricity imbalances in the IPS of Ukraine. The analysis of forecasting results obtained using different types of autoregressive models and two forecasting models based on artificial neural networks was performed. Conducted research based on actual data of the balancing market of electric energy of Ukraine showed the effectiveness of using artificial neural networks for the specified task. It is shown that the application of the LSTM (Long short-term memory) artificial neural network model achieves the highest forecasting accuracy for both positive and negative electricity imbalances, respectively, compared to forecasting using autoregressive models. Bibl. 11, fig. 3, table.

Key words: short-term forecasting, electricity imbalances, autoregression, neural networks.

1. Kyrylenko O.V., Pavlovsky V.V., Blinov I.V. Scientific and technical support for organizing the work of the IPS of Ukraine in synchronous mode with the Continental European power system ENTSO-E. *Tekhnichna Elektrodynamika*. 2022. No 5. Pp. 59–66. DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2022.05.059> (Ukr)
2. On the electricity market: Law of Ukraine No 2019-VIII of 13.04.2017.
3. Ivanov H.A., Blinov I.V., Parus Ye.V., Miroshnyk V.O. Component models for analyzing the impact of renewable energy sources on the market price of electricity in Ukraine. *Tekhnichna Elektrodynamika*. 2020. No 4. Pp. 72–75. DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2020.04.072>
4. Blinov I.V., Miroshnyk V.O., Shymanuk P.V. Short-term interval forecast of total release of electricity by producers from renewable energy sources. *Pratsi Instytutu elektrodynamiky NAN Ukrainy*. 2019. No 54. Pp. 5–12. DOI: <https://doi.org/10.15407/publishing2019.54.005>
5. Blinov I.V., Parus E.V., Miroshnyk V.O., Shymaniuk P.O., Sychova V.V. Model of evaluation the feasibility of industrial customers to hourly accounting of retail electricity market. *Enerhetyka: ekonomika, tekhnolohii, ekolohiia*. 2021. No 1. Pp. 88–97. DOI: <https://doi.org/10.20535/1813-5420.1.2021.242186>
6. George E. P. Box, Gwilym M. Jenkins, Gregory C. Reinsel, Greta M. Ljung. Time Series Analysis. Forecasting and control. John Wiley and Sons Inc., 2015. 712 p.
7. Sepp Hochreiter, Jürgen Schmidhuber. Long Short-term Memory. *Neural computation*. Vol. 9. 1997. Pp. 1735–80. DOI: <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>
8. Guokun Lai, Wei-Cheng Chang, Yiming Yang, Hanxiao Liu Modeling Long- and Short-Term Temporal Patterns with Deep Neural Networks. *Machine Learning*. 2017. Pp. 1–11. DOI: <https://doi.org/10.48550/arxiv.1703.07015>
9. Sychova V.V. Short-term forecasting of electricity imbalances. *Results of modern scientific research and development. Proceedings of the 9th International scientific and practical conference*. Barca Academy Publishing. Madrid, Spain. 2021. Pp. 165–171. (Ukr)
10. Blinov I., Miroshnyk V. and Sychova V. Comparison of models for short-term forecasting of electricity imbalances. *2022 IEEE 8th International Conference on Energy Smart Systems (ESS)*. IEEE, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1109/ESS57819.2022.9969288>
11. Sychova V. Prediction of daily schedules of overall imbalances of electric energy in IPS of Ukraine. *Tekhnichna Elektrodynamika*. 2022. No 4. Pp. 59–63. DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2022.04.059>

Надійшла: 10.02.2023

Прийнята: 01.03.2023

Submitted: 10.02.2023

Accepted: 01.03.2023