

ПРОГНОЗУВАННЯ ДОБОВИХ ГРАФІКІВ СУМАРНИХ НЕБАЛАНСІВ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ В ОЕС УКРАЇНИ

В.В. Сичова*

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

Обґрунтовано актуальність задачі короткострокового прогнозування небалансів електроенергії в умовах функціонування сучасного ринку електроенергії України. Проведено порівняння результатів прогнозування добових графіків небалансів електричної енергії за допомогою авторегресійних моделей ARIMA, VARMA та розроблених на їх основі комбінованих моделей з урахуванням впливу прогнозованих значень генерації відновлюваних джерел енергії. Аналіз отриманих результатів показав, що модель векторної авторегресії VARMA має точніші результати серед обраних. Бібл. 11, рис. 2, табл. 2.

Ключові слова: короткострокове прогнозування небалансів електроенергії, ARIMA, VARMA, декомпозиція, ринок електричної енергії

Вступ. Сьогодні важливим чинником, що впливає на надійність та ефективність роботи об'єднаної електроенергетичної системи (ОЕС) України та результати роботи ринку електричної енергії [1], є стрімке зростання небалансів електроенергії, яке спостерігається з початку роботи нової моделі оптового ринку електричної енергії [2-4], що обумовлено, зокрема, недостатньою точністю прогнозування графіків роботи учасників ринку електричної енергії України [5-7]. Сумарний небаланс електричної енергії включає наступні складові: похибка прогнозу споживання електричної енергії, похибка прогнозу обсягів генерації ВДЕ [8], різниця між фактичним відпуском постачальників послуг з балансування та диспетчерською командою, перебоїв з електропостачанням у зв'язку з аварійними ситуаціями в енергосистемі. Небаланс електричної енергії це розрахована відповідно до правил ринку [9] для кожного розрахункового періоду різниця між фактичними обсягами відпуску або споживання, імпорту, експорту електричної енергії сторони, відповідальної за баланс, та обсягами купленої і проданої електричної енергії, зареєстрованими відповідно до правил ринку. Наразі прогнозування значень сумарних небалансів електроенергії є особливо актуальною задачею. Оператор системи передачі в реальному часі купує або продає електричну енергію, необхідну для покриття небалансів на балансуєчому ринку. За результатами роботи сесій балансуєчого ринку визначаються ціни небалансів, за якими виставляються рахунки учасникам ринку за недотримання заявлених обсягів купівлі-продажу електричної енергії.

Наявність попередньої інформації про небаланси електричної енергії дає змогу: оператору системи передачі підвищити точність формування режиму роботи енергосистеми, а зниження похибки прогнозів сумарного небалансу – оптимізувати роботу щодо покриття небалансів на балансуєчому ринку та ринку допоміжних послуг і таким чином підвищити надійність функціонування ОЕС України. Підвищення точності прогнозу небалансів дає можливість учасникам ринку, зокрема і електропостачальним компаніям, уточнити стратегії своєї участі в різних сегментах ринку для зниження вартості електричної енергії.

Підвищення точності прогнозу небалансів матиме ефект і на роздрібному ринку електричної енергії, оскільки дає змогу електропостачальним компаніям ефективніше розподіляти ресурси на покриття витрат на небаланс та, як наслідок, підвищити свою конкурентоспроможність за рахунок зниження вартості електричної енергії для споживача.

Мета публікації. Опис результатів дослідження переваг та недоліків математичних моделей для вирішення задачі короткострокового прогнозування сумарних небалансів електричної енергії.

Матеріали і методи. Для дослідження використано вибірки погодинних значень позитивних й негативних небалансів електричної енергії ОЕС України періоду 01.04.2021-16.08.2021 (138 діб) за даними Оператора системи передачі.

За результатами попереднього аналізу досліджуваних вибірок виявлено високу автокореляцію вибірок (89,93% й 81,09% відповідно для вибірок позитивних й негативних небалансів електроенер-

гії) й взаємну кореляцію між вибірками у профілі години між чотирма сусідніми годинними зрізами ($58 \div 98\%$ та $29 \div 67\%$ відповідно для вибірок позитивних й негативних небалансів електроенергії). Тому для прогнозування запропоновано застосування моделей на основі авторегресії типу autoregressive integrated moving average (ARIMA) та vector autoregressive moving average (VARMA) [10], що обумовлено можливістю побудови однофакторних моделей в умовах обмеженої вибірки передісторії. Для використання останньої дані розділені на 6 матриць $n \times 4$, n – об'єм вибірки, 4 – кількість годинних перерізів.

Як фактор впливу на значення небалансів електроенергії розглянуто прогнозовані значення обсягів загальної генерації ВДЕ. Коефіцієнти кореляції між небалансами електроенергії та обсягами генерації ВДЕ у профілі години коливаються в межах $1 \div 28\%$ для позитивних небалансів електроенергії та $1 \div 38\%$ – для негативних. З метою виділення компоненти часового ряду, яка залежить від прогнозів генерації ВДЕ, до вибірки передісторії застосовано попередню декомпозицію за допомогою методу емпіричної модової декомпозиції (метод Гільберта-Хуанга) [11], алгоритм якого полягає у наступному.

1. Пошук у кривій значень небалансів електроенергії годинного перерізу $dP(x)$ локальних екстремумів, групування окремо локальних мінімумів та максимумів.

2. Побудова оригінальних кривих шляхом інтерполяції кривих локальних мінімумів $ub(xb)$ та максимумів $ut(xt)$. Оскільки кількість точок в оригінальних кривих може суттєво відрізнятись, необхідно інтерполювати (за допомогою кубічних сплайнів) та екстраполювати (за допомогою методу Брауна першого порядку) їхні функції на всьому об'ємі вибірки $ub(x)$ та $ut(x)$ відповідно там, де x змінюється від 1 до n – об'єм вибірки.

3. Тоді перша складова m знаходиться як середнє значення між функціями $ub(x)$ та $ut(x)$

$$m_i = (ub_i + ut_i) / 2. \quad (1)$$

4. Друга складова c_k (k – номер ітерації) є різницею між значеннями повного навантаження та першою складовою.

5. На наступних ітераціях $y(x)$ приймає значення m_{k-1} й алгоритм 1-4 продовжується доти, доки кількість локальних мінімумів або максимумів не буде меншою ніж 2.

Удосконалення прогнозних моделей задля врахування впливу зовнішніх факторів на зміну

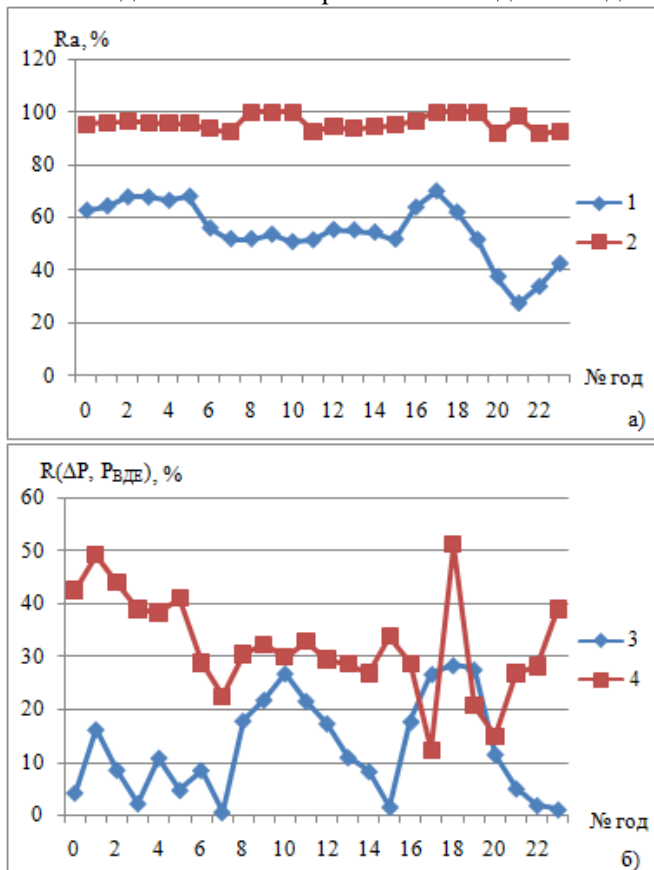


Рис. 1

значень небалансів електроенергії виконано шляхом корегування методу декомпозиції наступним чином. Після кожної ітерації виділені складові c_k додаються, й розраховується коефіцієнт кореляції між сумою виділених складових $\sum c_k$ та прогнозним обсягом генерації ВДЕ, його максимальне значення є додатковою умовою для зупинки циклу декомпозиції.

В результаті декомпозиції отримано базову складову m , яка не залежить від фактора впливу й має високе значення автокореляції та залежну складову c , що має тісний зв'язок із фактором впливу. У випадку позитивних небалансів електроенергії значення коефіцієнтів автокореляції базової складової у профілі години знаходиться у межах $91,82 \div 99,98\%$, що є значно вищим за значення коефіцієнтів автокореляції небалансів електроенергії у профілі години $27,3 \div 69,97\%$ (рис. 1, а), значення коефіцієнтів кореляції між залежною складовою небалансів та фактором впливу $12 \div 51\%$ також підвищується відносно значень коефіцієнтів кореляції між небалансами електроенергії та фактором впливу, що проілюстровано на рисунку 1, б.

На рис. 1 крива 1 - коефіцієнти автокореляції R_a для годинних вибірок небалансів електроенергії; крива 2 – коефіцієнти автокореляції базової складової небалансів; крива 3 – коефіцієнти кореляції $R(\Delta P, P_{ВДЕ})$ між вибірками небалансів та фактором впливу; крива 4 - коефіцієнти кореляції $R(c, P_{ВДЕ})$ між залежною складовою небалансів та фактором впливу.

Зважаючи на підвищення показників автокореляції, прогнозування отриманої залежної складової здійснюється за допомогою моделі ARIMAX (регресор – прогнозовані обсяги генерації ВДЕ), базової – за допомогою моделей ARIMA та VARMA. Результуючий прогнозний графік є сумою окремо прогнозованих складових.

Встановлено, що для вибірки негативних небалансів електроенергії операція декомпозиції не створює подібного ефекту, тому для їхнього прогнозування застосовано лише моделі ARIMA та VARMA.

Отже, досліджувані моделі.

Модель 1: ARIMA (p, d, q), де $p=d=q=1$. Прогнозування виконується в профілі години, тобто для кожної години доби побудовано окрему модель.

Модель 2: VARMA (p, q), де $p=0, q=1$. Годинні профілі груповані по чотири.

Модель 3: комбінована модель 1 (К1) – складається із двох етапів: попередньої декомпозиції вибірки передісторії та безпосередньо прогнозування складових (базової за допомогою моделі ARIMA, залежної – ARIMAX) й синтез прогнозного графіка.

Модель 4: комбінована модель 2 (К2) – аналогічна моделі 3, за винятком прогнозування базової складової здійснюється за допомогою моделі VARMA(0, 1).

Аналіз результатів прогнозування. Прогнозування здійснено на три доби 14÷16.08.2020, горизонт прогнозування склав 24 точки.

У табл. 1 наведено значення відносних похибок (середні, максимальні й мінімальні) прогнозування позитивних та негативних небалансів електроенергії.

Таблиця 1

Похибка, %	Позитивні небаланси				Негативні небаланси	
	ARIMA	VARMA	K1	K2	ARIMA	VARMA
14.08.2020						
MAPE	32,9	24,01	30,34	66,42	50,00	37,15
MAX	76,06	59,09	84,48	145,90	169,56	137,89
MIN	0,99	3,86	2,06	13,90	8,53	1,24
15.08.2020						
MAPE	23,94	21,66	32,77	35,15	27,44	31,71
MAX	65,64	52,35	93,71	82,54	64,48	66,36
MIN	2,96	3,29	0,16	0,53	2,73	1,63
16.08.2020						
MAPE	434,14	533,50	515,17	440,71	69,25	50,77
MAX	1771,46	2060,99	2583,04	1541,36	356,19	126,48
MIN	29,95	49,05	53,80	24,64	6,15	3,21

У табл. 2 наведено значення середньоквадратичних похибок (RMSE) прогнозування.

Таблиця 2

Дата	Позитивні небаланси				Негативні небаланси	
	ARIMA	VARMA	K1	K2	ARIMA	VARMA
14.08.2020	423,31	336,18	400,90	714,66	419,20	401,72
15.08.2020	261,63	199,02	385,26	356,54	514,28	553,50
16.08.2020	644,01	790,58	909,94	716,53	392,19	366,75

Згідно результатів табл. 1 найвищу точність має модель векторної авторегресії VARMA, як при прогнозуванні позитивних, так і негативних небалансів електроенергії. За виключенням

16.08.2020 р., який є тим днем, що випадає із загального тренду (фактичні значення небалансів на багато нижчі від середніх). Тому модель VARMA має гірші результати, адже в ній неможливо врахувати поодинокі викидні значення. Навпаки використання VARMA в комбінованій моделі 2 призводить до зниження точності відносно комбінованої моделі 1, в якій застосовано ARIMA.

На рис. 2 зображено добові графіки відносних похибок прогнозування позитивних (а) й негативних (б) небалансів електроенергії.

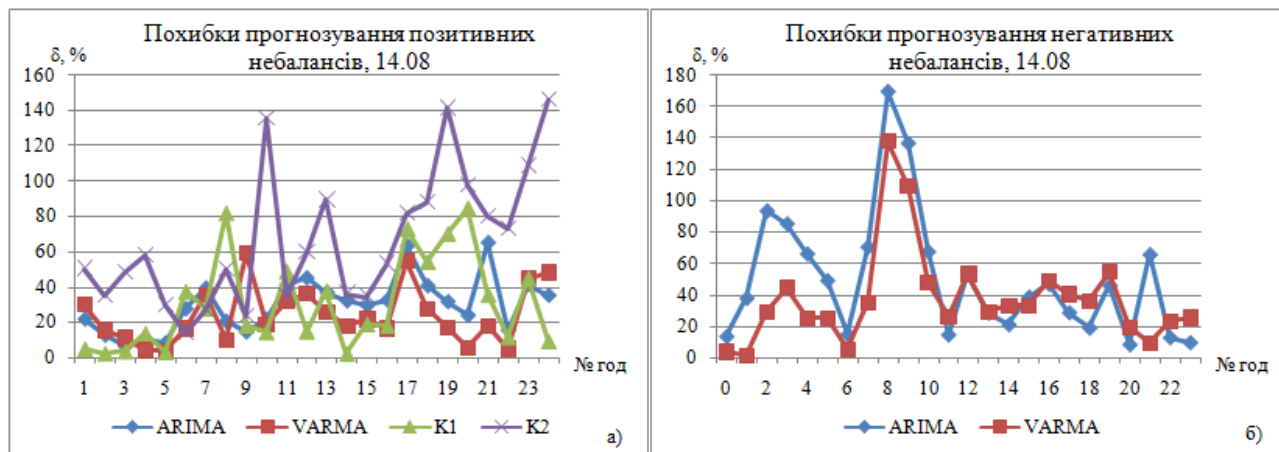


Рис. 2

Як видно із рис. 2, а модель K2 має різкі підвищення похибки прогнозу, особливо після 16 години. Однофакторні моделі ARIMA та VARMA мають більшу стабільність порівняно із комбінованими моделями. Також при прогнозуванні негативних небалансів модель VARMA (рис. 2, б) має вужчий діапазон похибок протягом доби й менш виражені екстремуми (за винятком 9 та 10 годин).

Висновки. Виконано дослідження різних моделей прогнозування небалансів електричної енергії ОЕС України, а саме ARIMA, VARMA та двох комбінованих моделей із застосуванням попередньої декомпозиції ретроспективної інформації за допомогою методу Гільберта-Хуанга та прогнозування отриманих складових із застосуванням методів авторегресії. Із розглянутих моделей найвищу точність короткострокового прогнозування позитивних й негативних небалансів електроенергії має модель векторної авторегресії VARMA.

Порівняльний аналіз результатів прогнозування розглянутих моделей свідчить про потребу у вдосконаленні способу врахування впливу сторонніх факторів на значення небалансів електроенергії, зокрема за рахунок пошуку інших факторів впливу та побудови більш гнучкої моделі зв'язку між ними. В цілому досліджувані авторегресійні моделі є перспективними для вирішення задачі короткострокового прогнозування небалансів електроенергії й мають бути вдосконалені та апробовані на даних інших сезонів.

Роботу виконано в межах наукового проекту «Прогнозування сумарного небалансу електричної енергії в ОЕС України та його вплив на кінцеву вартість електричної енергії», КПКВК 6541030.

1. Базюк Т.М., Блінов І.В., Буткевич О.Ф., Гончаренко І.С., Денисюк С.П., Жуйков В.Я., Кириленко О.В., Лук'яненко Л.М., Миколаєць Д.А., Осипенко К.С., Павловський В.В., Рибіна О.Б., Стелюк А.О., Танкевич С.Є., Трач І.В. Інтелектуальні електричні мережі: елементи та режими. К.: Ін-т електродинаміки НАН України, 2016. 400 с.

2. Про ринок електричної енергії: Закон України № 2019-VIII від 13.04.2017.

3. Ivanov H., Blinov I., Parus Ye. Simulation Model of New Electricity Market in Ukraine. IEEE 6th International Conference on Energy Smart Systems (ESS). Kyiv, Ukraine, April 17-19, 2019. Pp. 339-342. DOI: <https://doi.org/10.1109/ESS.2019.8764184>

4. Blinov I., Kyrylenko O., Parus E., Rybina O. Decentralized Market Coupling with Taking Account. Power Systems Transmission Network Constraints. Power Systems Research and Operation. Part of the: Studies in Systems, Decision and Control. Vol. 388. Springer, Cham. September 2021. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-82926-1_1

5. Blinov I., Tankevych S. The harmonized role model of electricity market in Ukraine. 2nd International Conference on Intelligent Energy and Power Systems (IEPS). Kyiv, Ukraine, June 7-11, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1109/IEPS.2016.7521861>

6. Блінов І.В., Сичова В.В. Застосування методів декомпозиції у короткостроковому прогнозуванні сумарного електричного навантаження енергосистеми. *Праці інституту електродинаміки НАН України*. 2021. Вип. 59. С. 68-71. DOI: <https://doi.org/10.15407/publishing2021.59.068>
7. Блінов І.В., Мірошник В.О., Шиманюк П.В. Оцінка вартості похибки прогнозу «на добу наперед» технологічних втрат в електричних мережах України. *Технічна електродинаміка*. 2020. № 5. С. 70–73. DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2020.05.070>
8. 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>
9. Про затвердження Правил ринку. Постанова НКРЕ КП № 307 від 14.03.2018.
10. 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.
11. Huang N.E., Shen Z., Long S.R., Wu M.C., Shih H.H., Zheng Q., Yen N.-C., Tung C., Liu H.H. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Proc. Royal. Society A*. 1998. Vol. 454. Issue 1971. Pp. 903–995. DOI: <https://doi.org/10.1098/rspa.1998.0193>

FORECASTING OF DAILY SCHEDULES OF OVERALL ELECTRICITY IMBALANCES IPS OF UKRAINE

V.V. Sychova

Institute of Electrodynamics National Academy of Sciences of Ukraine,
56, Peremohy Ave., Kyiv, 03057, Ukraine,
e-mail: shorl@ukr.net

The urgency of the problem of short-term forecasting of electricity imbalances in the conditions of the modern electricity market of Ukraine is substantiated. A comparison of the results of forecasting daily graphs of electricity imbalances using autoregressive models ARIMA, VARMA and developed on their basis combined models with the influence of predicted values of generation of renewable sources. Analysis of the obtained results shows that the VARMA vector autoregression model has accurate results. References 11, figures 2, tables 2.

Keywords: short-term forecasting of electricity imbalances, ARIMA, VARMA, decomposition, electricity market.

1. Bazyuk T.M., Blinov I.V., Butkevych O.F., Goncharenko I.S., Denysyuk S.P., Zhujkov V.Y., Kyrylenko O.V., Lukyanenko L.M., Mykolaets D.A., Osypenko K.S., Pavlovskiy V.V., Rybina O.B., Stelyuk A.O., Tankevych S.E., Trach I.V. *Intelligent electrical networks: elements and modes*. Kyiv: Institute of Electrodynamics of the National Academy of Sciences of Ukraine, 2016. 400 p. (Ukr)
2. On the electricity market: Law of Ukraine No 2019-VIII of 13.04.2017. (Ukr)
3. Ivanov H., Blinov I., Parus Ye. Simulation Model of New Electricity Market in Ukraine. IEEE 6th International Conference on Energy Smart Systems (ESS). Kyiv, Ukraine, April 17-19, 2019. Pp. 339-342. DOI: <https://doi.org/10.1109/ESS.2019.8764184>
4. Blinov I., Kyrylenko O., Parus E., Rybina O. Decentralized Market Coupling with Taking Account. Power Systems Transmission Network Constraints. Power Systems Research and Operation. Part of the: Studies in Systems, Decision and Control. Vol 388. Springer, Cham. September 2021. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-82926-1_1
5. Blinov I., Tankevych S. The harmonized role model of electricity market in Ukraine. 2nd International Conference on Intelligent Energy and Power Systems (IEPS). Kyiv, Ukraine, June 7-11, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1109/IEPS.2016.7521861>
6. Blinov I., Sychova V. Application of decomposition methods in short-term forecasting of total electric load of power system. *Pratsi Instytutu elektrodynamiky Natsionalnoi akademii nauk Ukrainy*. 2021. Vyp. 59. Pp. 68-71. DOI: <https://doi.org/10.15407/publishing2021.59.068> (Ukr)
7. Blinov I.V., Miroshnyk V.O., Shymanyuk P.V. Estimation of the cost of error of the forecast "for the day ahead" of technological losses in the electric networks of Ukraine. *Tekhnichna elektrodynamika*. 2020. No 5. Pp. 70-73. DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2020.05.070> (Ukr)
8. Ivanov G., Blinov I., Parus E., Miroshnyk V. Component models for the analysis of the impact of renewable energy sources on the market value of 171 electricity in Ukraine. *Tekhnichna elektrodynamika*. 2020. No 4. Pp. 2-75. DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2020.04.072> (Ukr)
9. On Approval of Market Rules. NERC Resolution KP No 307 of March 14, 2018. (Ukr)
10. 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.
11. Huang N.E., Shen Z., Long S.R., Wu M.C., Shih H.H., Zheng Q., Yen N.-C., Tung C., Liu H.H. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Proc. Royal. Society London. A*. 1998. Vol. 454. . Issue 1971. Pp. 903-995. DOI: <https://doi.org/10.1098/rspa.1998.0193>

Надійшла 26.04.2022

Остаточний варіант 30.05.2022