

ПІДВИЩЕННЯ ТОЧНОСТІ КОРОТКОСТОКОВОГО ПРОГНОЗУ ГЕНЕРУВАННЯ ФОТОЕЛЕКТРИЧНИХ СТАНЦІЙ

Вінницький національний технічний університет

Анотація:

Підвищення точності прогнозу генерування відновлюваних джерел енергії (ВДЕ) є актуальним питанням сьогодення. Через мінливий характер генерування ВДЕ, точність прогнозу має вагомий вплив на підтримку балансу енергосистеми. Запропонований метод дозволяє врахувати сучасні вимоги до якісного прогнозування та спрощує сам процес з точки зору аналізу, обробки та використання даних.

Ключові слова: електроенергетична система, відновлювані джерела енергії (ВДЕ), прогнозування.

Abstract:

Improving the accuracy of renewable energy sources (RES) generation forecasting is an urgent issue at the moment. Due to the variable nature of RES generation, the accuracy of forecasting significantly affects the maintenance of the power balance in the power system. The proposed method allows to take into account modern requirements to quality forecasting and simplifies the process itself in terms of data analysis, processing and use.

Keywords: electric power system, renewable energy sources (RES), forecasting.

Вступ

Прогнозування генерування відновлюваних джерел енергії, таких як фотоелектричні станції (ФЕС), важливе для ефективного формування структури балансу потужності в енергосистемі [1]. Адекватний баланс потужності з відповідними резервами має вирішальне значення для забезпечення стійкості та надійності роботи енергосистеми та забезпечення її операційної безпеки.

Прогнозування генерування ФЕС поряд з засобами внутрішньодобового перерозподілу енергії є ефективним інструментом для вирішення зазначених завдань. Прогнозування генерування дає змогу передбачити потенційні коливання у виробництві електроенергії від ФЕС і вжити відповідних заходів для формування резервів потужності в енергосистемі у певні періоди часу.

На даний час найпоширенішим підходом до прогнозування є застосування методів машинного навчання та штучних нейронних мереж. Ці алгоритми базуються на аналізі великих обсягів даних та виявленні складних залежностей між вхідними даними [2] (наприклад, погодними умовами) та генеруванням електроенергії. Процес оцінювання графіків генерування ФЕС має враховувати низку характеристик самої станції, таких як встановлена потужність, схемні рішення, стан та орієнтування сонячних панелей, наявність трекерів, а також засобів регулювання генерування залежно від потреб системи.

Результати дослідження

Покращення точності прогнозування є актуальним питанням на сьогоднішній день. Існуючі методи прогнозування генерування потребують постійного аналізу та удосконалення. Розглянемо декілька методів прогнозування, таких як Random Forest та ARIMA. Порівняння цих принципово різних підходів дає уявлення про те, що краще підходить для прогнозування: статистичні моделі або ж методи машинного навчання.

RF (Random Forest) [3] – це ансамблевий метод машинного навчання, який використовується як для класифікації, так і для регресії. Основна ідея полягає у побудові численних дерев прийняття рішень під час тренування моделі й продукування моди для класів (класифікацій) або осереднення прогнозу (регресії) побудованих дерев. Перевагами даного методу є :

- здатність ефективно обробляти дані з великою кількістю ознак і класів;
- нечутливість до масштабування значень ознак;
- можливість обробляти як неперервні, так і дискретні ознаки;
- наявність внутрішньої системи оцінювання здатності побудованої моделі до узагальнення (тест Out-of-Bag);

- адаптивність до паралельних обчислень з багатьма потоками.

ARIMA [4] (Autoregressive Integrated Moving Average) – це статистична модель, що використовується для прогнозування часових рядів. Вона дає змогу аналізувати і прогнозувати майбутні значення на основі попередніх значень та трендів у даних часового ряду. ARIMA може бути використана для аналізу та прогнозування різноманітних часових рядів, таких як фінансові дані, погода, тощо.

В якості вихідних даних для обчислювального експерименту (табл. 1) було обрано датасет «ФЕС-1». Датасет містить ретроспективу даних за 12 місяців, зокрема мітку дати та часу «time», згенеровану електроенергію «fact_gen» (кВт*год), а також метеопараметри: температуру повітря «temperature_c» (°C), атмосферний тиск «pressure_in» (inHg), кількість опадів «precip_mm» (мм), вологість «humidity» (в.о.), хмарність «cloud» (в.о) та точку роси «dewpoint_c» (°C).

Вибір саме цих метеопараметрів для прогнозування генерування ФЕС не є випадковим. Аналіз показав, що саме їх зміни найбільше корелюють із добовими графіками згенерованої електроенергії. Це дає підстави для використання цих даних у подальшому прогнозуванні.

На адекватність вимірів фізичних величин можуть впливати збої в роботі датчиків, відсутність з'єднання або живлення, а також інші зовнішні збурення. Тому перед аналізом даних і подальшим формуванням статистичних моделей та моделей машинного навчання було виконано двоступеневу обробку вхідних даних.

Табл. 1 – Частина даних з датасету по ФЕС-1.

time	fact_gen	temperature_c	pressure_in	precip_mm	humidity	cloud	dewpoint_c
2023-06-01 00:00:00	0	10,8	30,08	0	74	3	6,4
2023-06-01 01:00:00	0	10,4	30,08	0	74	0	5,9
2023-06-01 02:00:00	0	9,9	30,08	0	73	1	5,2
2023-06-01 03:00:00	0	9,3	30,08	0	72	0	4,5
2023-06-01 04:00:00	0	8,9	30,09	0	72	0	4,2
2023-06-01 05:00:00	112,4739	9,8	30,09	0	72	0	5
2023-06-01 06:00:00	686,0913	12,7	30,1	0	64	0	6,1
2023-06-01 07:00:00	2334,6	14,7	30,1	0	56	0	6,1
2023-06-01 08:00:00	4260,6	16,5	30,09	0	51	0	6,2
2023-06-01 09:00:00	5816,7	17,8	30,09	0	45	0	5,8
2023-06-01 10:00:00	6857,1	18,8	30,09	0	42	0	5,7
2023-06-01 11:00:00	6994,8	21,6	30,08	0	41	0	7,6
2023-06-01 12:00:00	6990,3	22,5	30,07	0	40	0	8,1
2023-06-01 13:00:00	6987,6	22	30,05	0	39	4	7,6
2023-06-01 14:00:00	6957,9	21,8	30,03	0	40	12	7,5
2023-06-01 15:00:00	6205,5	21,8	30,02	0	40	24	7,7
2023-06-01 16:00:00	4855,5	21,7	30,02	0	41	26	8
2023-06-01 17:00:00	3194,1	21,7	30,02	0	44	14	8,8
2023-06-01 18:00:00	1301,0826	21,1	30,02	0	54	9	11,4
2023-06-01 19:00:00	263,0652	18,2	30,03	0	62	9	10,8
2023-06-01 20:00:00	0	14,6	30,03	0	63	6	7,7
2023-06-01 21:00:00	0	13,8	30,03	0	65	4	7,2
2023-06-01 22:00:00	0	13,2	30,03	0	66	4	7,1
2023-06-01 23:00:00	0	12,8	30,02	0	67	3	6,9

В якості першого тестового періоду для формування прогнозу було використано червень 2023 року. Важливо зазначити, що задля об'єктивної оцінки точності, з навчальної вибірки цей період було виключено.

Спершу на підставі даних табл. 1 було сформовано статистичну модель ARIMA та розраховано прогноз виробництва електроенергії. Розрахований прогноз для періоду червня 2023 року має середнє абсолютне відхилення (MAD – mean absolute deviation) 44% (рис. 1). Наступним кроком було розраховано прогноз генерування ФЕС за допомогою Random Forest. Розрахований прогноз для періоду червня 2023 року мав середнє абсолютне відхилення 28% (рис. 2).

За результатами обчислювального експерименту модель генерування ФЕС, отримана за допомогою методу Random Forest виявилася точнішою для прогнозування. Разом з тим, статистична модель ARIMA демонструє прийнятну якість відтворення змін генерування ФЕС в межах доби (рис. 3).

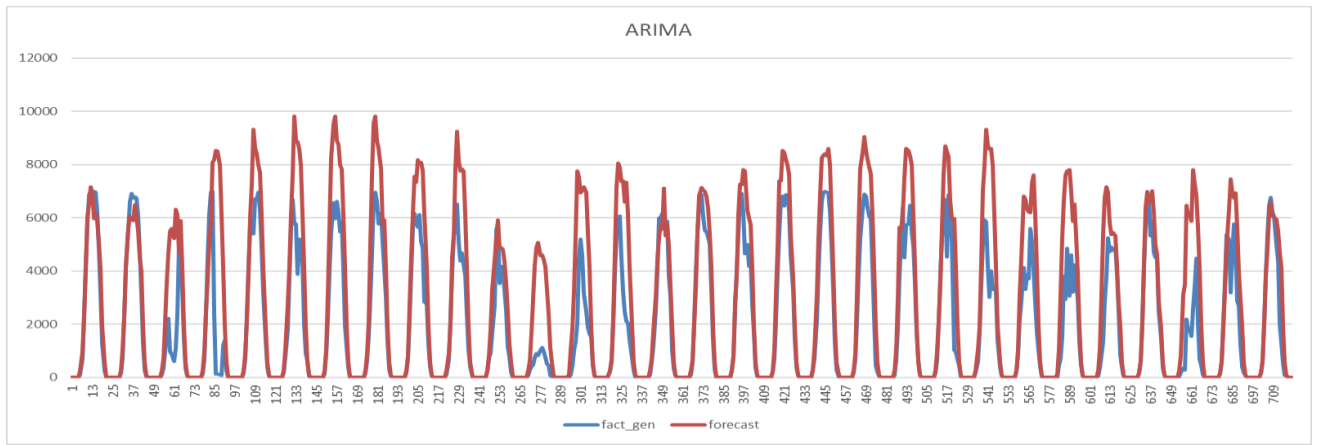


Рис. 1 – Результати розрахунку прогнозу виробництва електроенергії на ФЕС за статистичною моделлю ARIMA

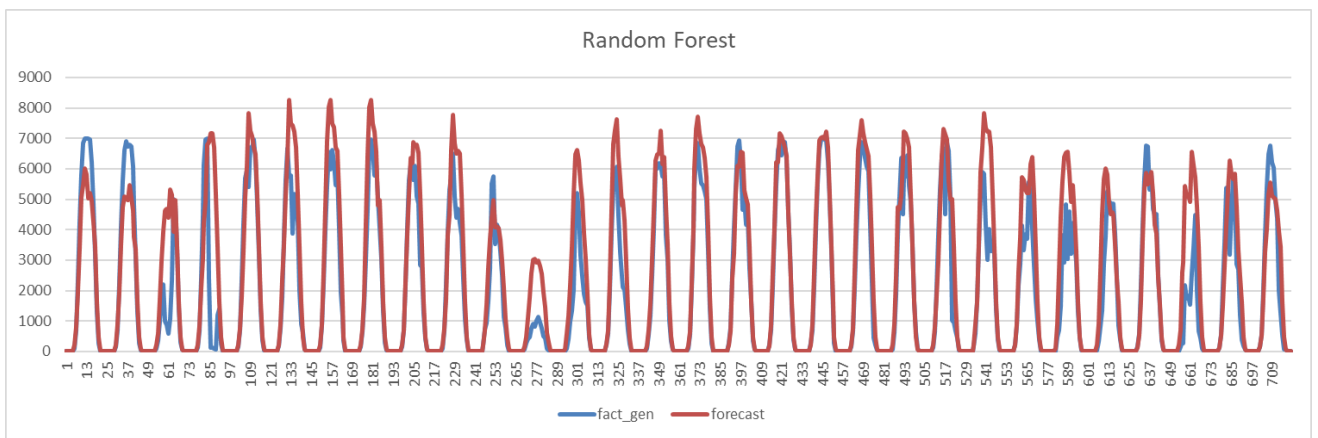


Рис. 2 – Результат розрахунку прогнозу виробництва електроенергії на ФЕС за моделлю, що отримана методом Random Forest

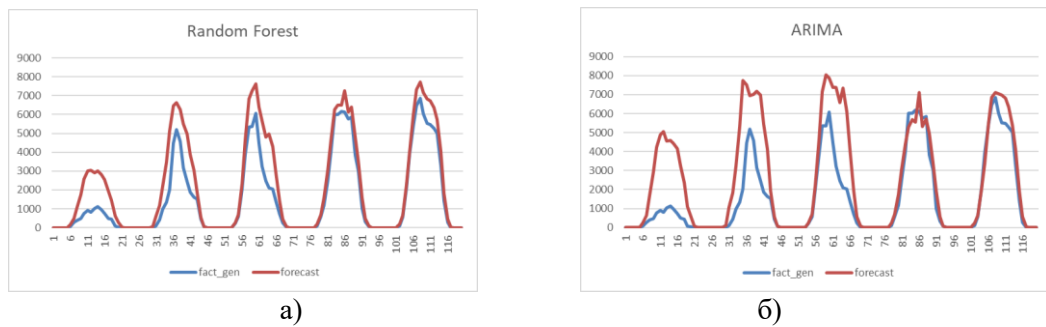


Рис. 3 – Порівняння результатів прогнозування виробництва електроенергії на ФЕС за моделлю ARIMA (а) та за методом Random Forest (б). Період: 12.06.2023 р.-16.06.2024 р.

Висновок

З отриманих результатів дослідження випливає, що використання методу машинного навчання Random Forest виявилось ефективнішим у порівнянні зі статистичною моделлю ARIMA. Методи машинного навчання мають меншу чутливість до викидів або аномалій у даних, що дає змогу краще пристосовувати робочі моделі до складних та нелінійних залежностей в даних.

У нашому випадку ARIMA, як статистична модель, демонструвала меншу точність через обмеженість у врахуванні багатфакторних впливів. Історичні дані, на яких ґрунтується статистична модель ARIMA, можуть бути недостатньо якісними для врахування всіх факторів, що впливають на кінцевий результат. Це обмежує точність прогнозу у порівнянні з Random Forest.

Таким чином, в контексті нашого дослідження, Random Forest виявився адаптивнішим та точнішим методом прогнозування генерування ФЕС. Разом з тим, статистичні моделі ARIMA демонструють прийнятну якість відтворення стійких послідовностей даних та їх змін на коротких часових інтервалах, наприклад в межах доби (рис. 3). Тож у наступних дослідженнях доцільно розглянути комбіноване використання таких підходів: формування базового прогнозу на основі статистичних моделей з компенсацією значних відхилень на основі методів машинного навчання.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. A. Loureno et al. "Comparison of forecasting models for photovoltaic power generation". Energy Conversion and Management, 118, 2016, 404-418.
2. "Time Series: Theory and Methods" by Peter J. Brockwell and Richard A. Davis (2016).
3. Breiman, Leo. "Random forests." Machine learning 45.1 (2001): 5-32.
4. Box, G. E. P., Jenkins, G. M., & Reinsel, G. C. (2015). Time Series Analysis: Forecasting and Control. John Wiley & Sons.

Кулик Володимир Володимирович - д. т. н., проф. каф. ЕСС, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail: volodymyrvkulyk@gmail.com

Затхей Максим Вікторович - аспірант, факультет електроенергетики та електромеханіки, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail: maxzathey@gmail.com

Kulyk Volodymyr V. Doctor of Technical Sciences, Professor of the Department of Electrical Engineering, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: volodymyrvkulyk@gmail.com

Zathey Maksym V. - student, Department of Electricity, Electromechanics and Electrical Engineering, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: maxzathey@gmail.com