

КОМАР ВЯЧЕСЛАВ ОЛЕКСАНДРОВИЧ ✉ – доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри електричних станцій та систем, Вінницький національний технічний університет; м. Вінниця, Україна; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4969-8553>; e-mail: kvo1976@ukr.net.

ТЕПЛЯ ВІРА ВОЛОДИМИРІВНА – кандидат технічних наук, доцентка, доцентка кафедри електричних станцій та систем, Вінницький національний технічний університет; м. Вінниця, Україна; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2792-0160>; e-mail: teptyavira@gmail.com.

ТЕПЛЯ ЄВГЕНІЙ АНДРІЙОВИЧ – аспірант кафедри електричних станцій та систем, Вінницький національний технічний університет; м. Вінниця, Україна; ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-0538-4773>; e-mail: genyashkat@gmail.com.

НАСАДЮК РУСЛАН МИКОЛАЙОВИЧ – аспірант кафедри електричних станцій та систем, Вінницький національний технічний університет; м. Вінниця, Україна; ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-4482-6324>; e-mail: nalsur507@gmail.com.

ОЦІНЮВАННЯ РИЗИКІВ ЗНИЖЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ СИСТЕМ З ВІДНОВЛЮВАНИМИ ДЖЕРЕЛАМИ ЕНЕРГІЇ НА ОСНОВІ КЛАСТЕРНОГО АНАЛІЗУ

В статті розглянуто проблему виникнення ризиків зниження ефективності електроенергетичних систем внаслідок неточних прогнозів погодинних графіків електричної енергії відновлюваних джерел енергії. В роботі виконано аналіз літературних джерел, в яких досліджується проблема низької точності прогнозів. Також проведено аналіз фактичних графіків генерування фотоелектричної станції встановленою потужністю 2000 кВт, яка розташована у Вінницькій області. Одразу наголосимо, що запропонований авторами підхід не обмежується встановленою потужністю та географічним розташуванням об'єкта. Аналіз можливих ризиків від низької точності прогнозів ґрунтується на результатах кластерного аналізу методом DBSCAN. Проведене дослідження дозволило виділити чотири кластери, які мають свої особливості, однак можуть бути описані засобами машинного навчання, і окремий кластер, так званий шум. Шум зумовлений певними технічними особливостями об'єкту дослідження, режимними обмеженнями, які зумовлені ситуацією в Об'єднанні електроенергетичній системі, деградаційними процесами в основному обладнанні станції. За результатами аналізу авторами зроблені висновки щодо можливих шляхів покращення прогнозу погодинних графіків генерування. Запропоновано ризики, зумовлені низькою точністю прогнозів, розділити на три групи: технічні, економічні та операційні. Залежно від пріоритетів наданих певній групі ризиків впроваджувати додаткові заходи для зменшення негативних наслідків недостатньої точності прогнозів: вдосконалення алгоритмів прогнозування, застосування систем накопичення енергії, оптимальне керування резервами, розроблення систем раннього попередження, вдосконалення системи діагностування основного обладнання станції, тощо.

Ключові слова: відновлювані джерела енергії; фотоелектричні станції; прогнозування електричної енергії; небаланс електричної енергії; ризики; кластерний аналіз.

Вступ. Розвиток відновлюваних джерел енергії (ВДЕ), зокрема фотоелектричних станцій (ФЕС), є важливим напрямком у трансформації енергетичного сектору України. Зростання встановленої потужності ФЕС підвищує роль точних погодинних прогнозів генерування, оскільки відхилення між плановими та фактичними графіками призводять до небалансів, що мають фінансові наслідки для виробників та впливають на стійкість Об'єднаної енергосистеми України.

Фактичне генерування ФЕС має стохастичну природу та значною мірою залежить від метеорологічних умов, які є важко передбачуваними у короткостроковій перспективі. Негарантованість графіка генерування зумовлює низьку точність їх прогнозів, що може спричинити значні ризики небалансів і є особливо актуальним для ринку «на добу наперед» та внутрішньодобового ринку.

У сучасних електроенергетичних системах із високою часткою відновлювальних джерел енергії з негарантованим графіком генерування похибки прогнозування спричиняють значні фінансові та операційні ризики. Особливо це стосується електроенергетичних систем з недостатнім об'ємом маневрених потужностей.

Мета статті є аналіз причин виникнення ризиків

зниження ефективності систем з ВДЕ в наслідок небалансів на основі дослідження фактичних графіків генерування ФЕС, а також визначення ключових факторів, що впливають на достовірність прогнозів.

Аналіз стану питання. У сучасних дослідженнях короткострокового прогнозування графіків генерування фотоелектричними станціями наголошують на двох головних проблемах: висока просторово-часова варіативність хмарності та технічні неоднорідності виробничих майданчиків. Ці фактори обумовлюють значні похибки в прогнозах, що у свою чергу призводить до небалансів на енергетичних ринках і збільшення вартості балансування [1].

Розв'язувати цю проблему намагаються різними підходами: застосовувати технічні засоби, які дозволяють контролювати рух хмар, що використовують супутникові знімки та наземні дані від верифікованих метеостанцій [2, 3]. Такі підходи дозволяють суттєво покращити прогноз на горизонті від 0 до 3 годин.

У роботах останніх років також активно розглядають можливості застосування згорткових нейронних мереж, рекурентних моделей для послідовностей та гібридних архітектур, що показує істотне скорочення помилок у короткотермінових прогнозах, особливо для випадків швидкої зміни

© В. О. Комар, В. В. Тепля, С. А. Тепля, Р. М. Насадюк, 2025



Ця робота ліцензується відповідно до *Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License (CC BY-NC 4.0)*
Конфлікт інтересів: Автори заявили про відсутність конфлікту

хмарності [4, 5]. Це важливо для зниження миттєвих небалансів у пікові години.

National Renewable Energy Laboratory та інші огляди підкреслюють переваги поєднання фізичних numerical weather prediction (NWP) прогнозів з локальними спостереженнями і машинним навчанням. Таке поєднання дозволяє зберегти корисну інформацію про широкомасштабні погодні процеси, одночасно підсилюючи локальну адаптивність моделі [6]. Гібридні підходи демонструють помітне покращення на горизонті до 24 годин.

Такі рішення з підвищення точності прогнозів погодинних графіків ВДЕ зазвичай дають позитивний результат. Однак потребують значних капітальних витрат коли мова йде про технічні засоби, або потребує значних обсягів «чистих» статистичних даних в іншому. Звичайно зростання похибок короткострокових прогнозів впливає на ціни внутрішньодобового і балансуєчого ринків [7], що створює безпосередні економічні стимули для інвестицій. Однак цих стимулів недостатньо, тому є необхідність продовжити аналіз фактичних даних, що дозволить визначити додаткові причини зниження точності прогнозів і дозволить врахувати їх під час підготовки вихідних даних і безпосередньо моделей прогнозування.

Результати аналізу фактичних графіків. Для виконання аналізу фактичних погодинних графіків генерування скористаємось методами кластеризації. Оскільки розподіл історичних даних на типи дозволяє не лише визначитись зі структурою моделі, або ансамблем моделей для прогнозування але й застосовувати кластер-орієнтовані правила корекції цих прогнозів. Для кластеризації скористаємось методом DBSCAN. Він є популярним методом у цій галузі через здатність виділяти щільні групи та маркувати аномалії як шум [8, 9]. Це особливо

корисно для виявлення днів з високим ризиком небалансів.

Не менш важливо під час аналізу небалансів визначитись з метриками для аналізу точності прогнозів. Для комплексної оцінки ризиків у [10] рекомендують комбінувати абсолютні (середня абсолютна похибка (MAE), середньоквадратична похибка (RMSE)) і відносні (середня абсолютна відсоткова похибка (MAPE)) метрики, а також аналізувати розподіли помилок за годинами доби й типами днів. Такий багатовимірний підхід дозволяє виявити не лише середні тенденції, але й рідкісні, критичні випадки, що формують значну частку фінансового ризику [1, 8].

Для аналізу скористаємось статистичними даними фактичних графіків генерування фотоелектричної станції встановленою потужністю 2000 кВт за останні три роки. Графічно статистичні дані за літній період (червень, липень, серпень) показано на рис. 1 (чорні криві). На ньому також показані визначені розрахунковим чином графіки максимальних та мінімальних генерованих потужностей для дня літнього сонцестояння як варіанта фільтра аномальних значень.

Результати кластерного аналізу наведені на рис. 2. Ми отримали п'ять кластерів. Серед них під чотири можна підібрати структуру прогнозної моделі і один кластер, який метод DBSCAN визначив як шум. Значення метрик для кожного кластера зведемо в табл. 1.

Таблиця 1 – Значення метрик за кластерами

№ кластера	MAE	RMSE	MAPE
-1 (шум)	431.70	609.96	823.65
0	14.14	36.42	44.48
1	94.66	128.19	13.01
2	175.62	247.70	11.38
3	108.16	150.71	9.80

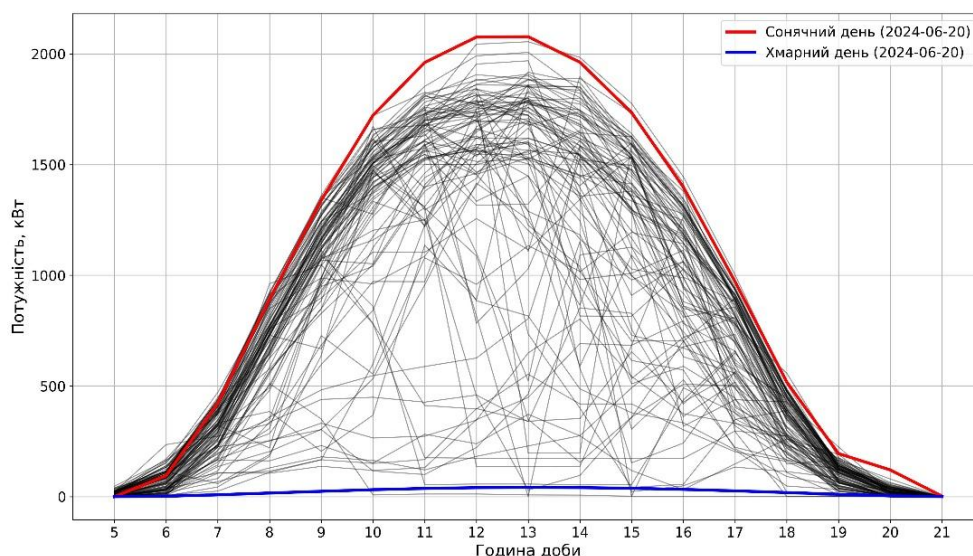


Рисунок 1 – Статистичні дані для літнього періоду

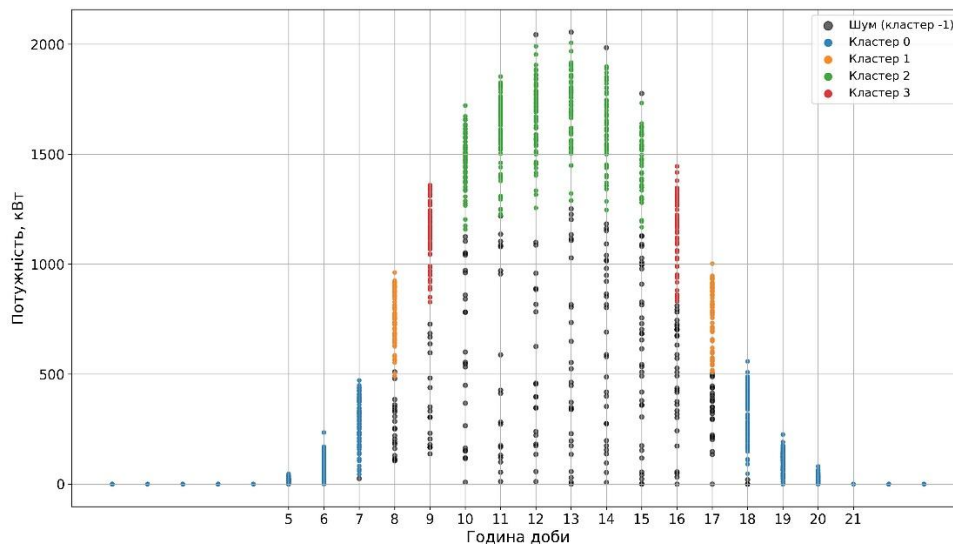


Рисунок 2 – Результати кластеризації літнього періоду

Дамо коротку характеристику кожного кластера.

Кластер –1 (шум) – найвищий ризик небалансів. Кластер включає «аномальні» дні, коли фактичне генерування не відповідає жодній типізованій закономірності: раптові провали потужності зумовлені технічними обмеженнями (командою диспетчера), аварійними відключеннями основного обладнання; помилки вимірювань або низька якість прогнозу метеопараметрів. Такі дні і години характеризуються відсутністю можливості використання стандартних методів прогнозування, значними небалансами і, як наслідок, значними штрафами за них.

Дані, які потрапили в цей кластер потребують додаткового аналізу і, якщо вони будуть підтвержені як дані, що не зумовлені помилкою вимірювань тощо, то вони мають лягти в основу аналізу під час вибору засобів резервування, розроблення додаткових моделей прогнозування, формування інструкцій для відповідних служб, які обслуговують основне обладнання станції.

Кластер 0 — короткі інтервали з нульовою генерацією. Години на світанку та після заходу Сонця – природно низька генерація.

Попри високий МАРЕ, абсолютні відхилення малі, тож реальні фінансові ризики мінімальні. Тут немає критичних операційних проблем, окрім: можливих неточностей прогнозу часу появи/зникнення генерації; похибок моделі низьких рівнів радіації

Кластер 1 – хмарні дні з низьким рівнем генерування. Рівень ризику помірний: генерація низька, тому навіть відносно великі похибки радіації дають невеликі абсолютні небаланси. Ризик зростає, якщо оператор ФЕС не коригує графік відповідно до факту погоди, що вимагає створення відповідної диспетчерської служби, яка б допомагала в цьому черговому персоналу.

Кластер 2 – частково хмарні дні (середній рівень генерування). Це один із найскладніших кластерів, тому що існує значна варіативність хмарності, що призводить до суттєвих небалансів оскільки

імовірність спрогнозувати її точно мінімальна. Це викликає швидкі зміни напруги і підвищення навантаження на балансуєчі потужності. Це другий за ризиковістю кластер після «шуму».

Кластер 3 – сонячні стабільні дні. Найнижчий ризик небалансів серед регулярних кластерів. Однак рівень абсолютного генерування великий, а тому навіть невеликі похибки прогнозу призводять до помітних МАЕ у кВт.

Підсумкова оцінка ризиків за кластерами наведена в таблиці 2.

Таблиця 2 – Підсумкова оцінка ризиків за кластерами

№ кластера	Рівень ризику	Ключова причина
–1 (шум)	Дуже високий	аномальні дні, провали, технічні збої
0	Високий	зміна хмарність, швидкі коливання рівня генерування
1	Середній	стабільно низька генерація
2	Низький	чисті сонячні дні
3	Дуже низький	малі абсолютні відхилення

Отже, найбільші ризики небалансів припадають на аномальні (кластер –1) та частково хмарні (кластер 2) дні – саме вони формують найбільшу «вартість небалансів».

Прогноз метеопараметрів адекватно описує поведінку станції лише для кластерів 1 та 3, тобто для хмарних і сонячних днів.

Системні помилки прогнозів виникають переважно під час різкої зміни хмарності, що підтверджується високими величинами RMSE у кластері 2.

Структура кластерів може бути використана для управління ризиками, наприклад: адаптивна зміна прогнозної моделі залежно від кластера; застосування резервів та торговельних стратегій.

Підведемо підсумки причин появи небалансів і, як наслідок, зростання ризиків зниження ефективності систем з ФЕС.

1. Метеорологічні фактори. Найбільший внесок у похибку прогнозу становить раптове утворення або розсіювання хмар. Спостерігалися такі характерні типи відхилень: кумулятивні хмари – різке падіння генерації протягом 5–20 хвилин; високі перисті хмари – невелике, але стабільне зниження генерації, що недооцінюється моделями; локальні хмарні фронти – складні для передбачення за NWP-моделями.

Наявність хмарності спричиняє швидкоплинну зміну сонячної радіації, особливо у період від весни до осені.

Викиди пилу, піщані бурі та дим від пожеж істотно знижують пропускну здатність атмосфери для короткохвильової радіації. Часто такі явища не враховуються базовими прогнозними моделями.

Підвищення температури панелей знижує їхню ефективність. У пікові години (11:00–15:00) фактичне генерування може бути значно нижчим, ніж прогнозне, навіть за чистого неба.

2. Фактори технологічного характеру. Пил, сажа, пилок рослин здатні зменшувати продуктивність ФЕС на 1–15 %. Оскільки такі зміни відбуваються поступово, прогнозні моделі часто завищують рівень генерування.

Зниження ефективності панелей на 0,5–0,8 % щороку формує систематичні похибки, якщо моделі не оновлюються.

Інвертори мають граничні значення вихідної потужності. За умов підвищеної радіації фактична генерація «обрізається» технологічним лімітом, тоді як моделі можуть передбачати більші значення.

3. Недосконалість прогнозних моделей. Моделі NWP мають часову дискретність 1–3 години та не відображають швидкоплинну зміну хмарності.

Статистичні моделі не враховують рідкісні погодні події. У випадках нестандартних атмосферних явищ (пилові бурі, дим тощо) статистичні моделі дають значні похибки через невідповідність історичним зразкам.

ФЕС, розташовані в регіонах із складним рельєфом або локальними атмосферними аномаліями, мають більш варіативне фактичне генерування, ніж те, що моделюється глобальними прогнозами.

Ризики небалансів залежать від поєднання кількох груп факторів – атмосферних, технологічних та модельних. Найбільш значні небаланси виникають у ситуаціях: раптової зміни хмарності, коли фактичний графік за 10 хвилин може знизитися на 30–60 %; нестандартних погодних умов, що не враховуються прогнозними моделями; відсутності регулярного оновлення статистичних моделей на основі поточних даних; некоректний вибір потужності інверторів, що призводить до обмеження генерованої потужності у пікові години.

У таких умовах оператори ринку стикаються зі значними фінансовими ризиками, оскільки небаланси компенсуються за підвищеними тарифами.

Висновки. Недостатня точність прогнозів зумовлює появу ризиків зниження ефективності функціонування систем з ВДЕ. Всі ризики можна розділити на такі групи:

1. Технічні ризики: небаланс потужності (електричної енергії); перевантаження елементів мережі; передчасна деградація установок накопичення енергії.

2. Економічні ризики: збільшення витрат на балансування; втрати доходу; штрафи або компенсації.

3. Операційні ризики: нестабільність режимів керування; підвищення складності диспетчеризації.

Можна виділити такі способи і засоби для зниження ризиків:

- адаптивні алгоритми прогнозування;
- використання ансамблевих прогнозних моделей;
- оптимальне керування резервами;
- інтеграція прогнозів у системи керування системою і її складових;
- створення систем раннього попередження (диспетчерських центрів);
- застосування систем накопичення енергії;
- вдосконалення внутрішніх операційних процесів на рівні ФЕС (служби, які відповідають за стан основного обладнання станції).

Список літератури

1. Tawn R., Browell J. A review of very short-term wind and solar power forecasting. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2022. Vol. 153. 111758. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111758>.
2. Modeling of ethiopian wind power production using ERA5 reanalysis data / K. L. Nefabas et al. *Energies*. 2021. Vol. 14, no. 9. 2573. DOI: <https://doi.org/10.3390/en14092573>.
3. An all-Africa dataset of energy model “supply regions” for solar photovoltaic and wind power / S. Sterl et al. *Scientific Data*. 2022. Vol. 9. 664. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41597-022-01786-5>.
4. Yao X., Fu X., Zong C. Short-Term load forecasting method based on feature preference strategy and lightgbm-xgboost. *IEEE Access*. 2022. Vol. 10. P. 75257–75268. DOI: <https://doi.org/10.1109/access.2022.3192011>.
5. Accurate nowcasting of cloud cover at solar photovoltaic plants using geostationary satellite images / P. Xia et al. *Nature Communications*. 2024. Vol. 15. 510. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41467-023-44666-1>.
6. U.S. solar photovoltaic system and energy storage cost benchmarks, with minimum sustainable price analysis: Q1 2023 / V. Ramasamy et al. Golden, CO : National Renewable Energy Laboratory, 2023. 41 p. URL: <https://docs.nrel.gov/docs/fy23osti/87303.pdf>.
7. Goodarzi S., Perera H. N., Bunn D. The impact of renewable energy forecast errors on imbalance volumes and electricity spot prices. *Energy Policy*. 2019. Vol. 134. 110827. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2019.06.035>.
8. Pandžić F., Capuder T. Advances in short-term solar forecasting: a review and benchmark of machine learning methods and relevant data sources. *Energies*. 2023. Vol. 17, no. 1. 97. DOI: <https://doi.org/10.3390/en17010097>.
9. Methodology for clustering high-resolution spatiotemporal solar resource data / D. Getman et al. Golden, CO : National Renewable Energy Laboratory, 2015. 16 p. URL: <https://docs.nrel.gov/docs/fy15osti/63148.pdf>.
10. Андрусенко Ю. О. Аналіз основних моделей прогнозування часових рядів. *Збірник наукових праць Харківського національного університету Повітряних Сил*. 2020. № 3(65). С. 91–96. DOI: <https://doi.org/10.30748/zhups.2020.65.14>.

References

1. R. Tawn and J. Browell, "A review of very short-term wind and solar power forecasting," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 153, Jan. 2022, Art. no. 111758, doi: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111758>
2. K. L. Nefabas, L. Söder, M. Mamo, and J. Olauson, "Modeling of ethiopian wind power production using ERA5 reanalysis data," *Energies*, vol. 14, no. 9, Apr. 2021, Art. no. 2573, doi: <https://doi.org/10.3390/en14092573>
3. S. Sterl *et al.*, "An all-Africa dataset of energy model "supply regions" for solar photovoltaic and wind power," *Scientific Data*, vol. 9, Oct. 2022, Art. no. 664, doi: <https://doi.org/10.1038/s41597-022-01786-5>
4. X. Yao, X. Fu, and C. Zong, "Short-Term load forecasting method based on feature preference strategy and lightgbm-xgboost," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 75257–75268, 2022, doi: <https://doi.org/10.1109/access.2022.3192011>
5. P. Xia *et al.*, "Accurate nowcasting of cloud cover at solar photovoltaic plants using geostationary satellite images," *Nature Communications*, vol. 15, Jan. 2024, Art. no. 510, doi: <https://doi.org/10.1038/s41467-023-44666-1>
6. V. Ramasamy *et al.*, "U.S. solar photovoltaic system and energy storage cost benchmarks, with minimum sustainable price analysis: Q1 2023," National Renewable Energy Laboratory, Golden, CO, NREL/TP-7A40-87303, Sep. 2023. [Online]. Available: <https://docs.nrel.gov/docs/fy23osti/87303.pdf>
7. S. Goodarzi, H. N. Perera, and D. Bunn, "The impact of renewable energy forecast errors on imbalance volumes and electricity spot prices," *Energy Policy*, vol. 134, Nov. 2019, Art. no. 110827, doi: <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2019.06.035>
8. F. Pandžić and T. Capuder, "Advances in short-term solar forecasting: A review and benchmark of machine learning methods and relevant data sources," *Energies*, vol. 17, no. 1, Dec. 2023, Art. no. 97, doi: <https://doi.org/10.3390/en17010097>
9. D. Getman, A. Lopez, T. Mai, and M. Dyson, "Methodology for clustering high-resolution spatiotemporal solar resource data," National Renewable Energy Laboratory, Golden, CO, NREL/TP-6A20-63148, Sep. 2015. [Online]. Available: <https://docs.nrel.gov/docs/fy15osti/63148.pdf>
10. Yu. Andrusenko, "Analysis of the basic models for forecasting time series," *Scientific Works of Kharkiv National Air Force University*, no. 3(65), pp. 91–96, Oct. 2020, doi: <https://doi.org/10.30748/zhups.2020.65.14> (in Ukrainian)

Надійшло (received) 10.12.2025

UDC 621.31

KOMAR VIACHESLAV ✉ – Doctor of Technical Sciences, Full Professor, Head of the Department of Power Plants and Systems, Vinnytsia National Technical University; Vinnytsia, Ukraine; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4969-8553>; e-mail: kvo1976@ukr.net.

TEPTIA VIRA – Candidate of Technical Sciences (PhD), Docent, Associate Professor of the Department of Power Plants and Systems, Vinnytsia National Technical University; Vinnytsia, Ukraine; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2792-0160>; e-mail: teptyavira@gmail.com.

TEPTIA YEVHENII – Postgraduate Student of the Department of Power Plants and Systems, Vinnytsia National Technical University; Vinnytsia, Ukraine; ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-0538-4773>; e-mail: genyashkat@gmail.com.

NASADIUK RUSLAN – Postgraduate Student of the Department of Power Plants and Systems, Vinnytsia National Technical University; Vinnytsia, Ukraine; ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-4482-6324>; e-mail: nalsur507@gmail.com.

ASSESSMENT OF RISKS OF REDUCED EFFICIENCY OF RENEWABLE ENERGY SYSTEMS BASED ON CLUSTER ANALYSIS

The article examines the problem of risks of reduced efficiency of electric power systems due to inaccurate forecasts of hourly schedules of electricity from renewable energy sources. The paper analyses literature sources that study the problem of low forecast accuracy. It also analyses the actual generation schedules of a photovoltaic power plant with an installed capacity of 2000 kW located in the Vinnytsia region. It should be noted that the approach proposed by the authors is not limited to the installed capacity and geographical location of the facility. The analysis of possible risks from low forecast accuracy is based on the results of cluster analysis using the DBSCAN method. The study identified four clusters, each with its own characteristics, but which can be described using machine learning, and a separate cluster, known as noise. The noise is caused by certain technical features of the research object, operational restrictions caused by the situation in the Unified Electric Power System, and degradation processes in the main equipment of the station. Based on the results of the analysis, the authors made conclusions about possible ways to improve the forecast of hourly generation schedules. It is proposed to divide the risks caused by low forecast accuracy into three groups: technical, economic and operational. Depending on the priorities assigned to a particular group of risks, additional measures should be implemented to reduce the negative consequences of insufficient forecast accuracy: improvement of forecasting algorithms, use of energy storage systems, optimal management of reserves, development of early warning systems, improvement of the system for diagnosing the main equipment of the station, etc.

Keywords: renewable energy sources; photovoltaic stations; forecasting of electrical energy; electrical energy imbalance; risks; cluster analysis.