

<https://doi.org/10.31891/2307-5732-2026-361-51>

УДК 004.5

ЯСАК СЕРГІЙ

Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут»

<https://orcid.org/0009-0009-9250-0961>

e-mail: serhii.yasak@ieec.khpi.edu.ua

ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ АВТОМАТИЗАЦІЇ ПРОЦЕСУ ЧАСТОТНОГО РОЗВАНТАЖЕННЯ МЕРЕЖ

Стаття має на меті дослідження досвіду використання штучного інтелекту для вирішення задач прогнозування частотного розвантаження мереж. Це дозволяє автоматизувати цей процес та виключити помилки людини-оператора. Розробка автоматичного прогнозування періоду використання частотного розвантаження мереж корелює із нормативними документами про цифрову трансформацію та діджиталізацію України, що робить дослідження актуальним та практично значущим.

Розроблено схему процесу використання штучного інтелекту для прогнозування частотного розвантаження. Основою побудови ефективної моделі штучного інтелекту є наявність обширної та якісної бази даних про енергетику у певному регіоні. Ця база має включати історичні дані про навантаження на мережу, погодні умови, технологічні параметри роботи обладнання, а також інші фактори, що впливають на частотні характеристики енергосистеми. Саме ці дані служать паливом для навчання алгоритмів машинного навчання, дозволяючи їм виявляти складні, неочевидні для людини закономірності та кореляції.

Реалізація подібної системи передбачає кілька ключових етапів. По-перше, це збір та попередня обробка даних, що включає очищення інформації та виявлення аномалій. По-друге, безпосередньо побудова та навчання моделі, наприклад, на основі методів регресійного аналізу, часових рядів або навіть складних нейронних мереж. По-третє, інтеграція моделі в диспетчерський інструментарій для надання оперативних рекомендацій операторам. Впровадження таких інтелектуальних систем дозволяє не лише підвищити стабільність енергомережі, але й значно оптимізувати витрати на її обслуговування, переходячи від реактивного усунення аварій до проактивного управління режимами роботи. Таким чином, автоматизація прогнозування за допомогою штучного інтелекту є важливим кроком у побудові сучасної, стійкої та цифрової енергетичної інфраструктури України.

Ключові слова: штучний інтелект, автоматизація, частотне розвантаження, електричні мережі.

YASAK SERHIY

National Technical University «Kharkiv Polytechnic Institute»

THE USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR AUTOMATING THE PROCESS OF FREQUENCY LOAD SHEDDING IN NETWORKS

This article aims to explore the experience of using artificial intelligence to solve the problem of predicting frequency load shedding in networks. This allows for the automation of this process and eliminates errors made by human operators. The development of automatic forecasting for the period of using frequency load shedding correlates with the regulatory documents on the digital transformation and digitalization of Ukraine, making the research relevant and practically significant.

A schematic of the process for using artificial intelligence to predict frequency load shedding has been developed. The foundation for building an effective artificial intelligence model is the availability of an extensive and high-quality database on the energy sector in a specific region. This database must include historical data on network load, weather conditions, technological parameters of equipment operation, and other factors influencing the frequency characteristics of the power system. It is this data that serves as the fuel for training machine learning algorithms, enabling them to detect complex, non-obvious patterns and correlations that are elusive to humans.

The implementation of such a system involves several key stages. First, it is the collection and pre-processing of data, which includes cleaning the information and detecting anomalies. Second, it is the direct construction and training of the model, for example, based on regression analysis methods, time series analysis, or even complex neural networks. Third, it is the integration of the model into the dispatch toolkit to provide operational recommendations to operators. The implementation of such intelligent systems allows not only for increasing the stability of the power grid but also for significantly optimizing its maintenance costs, transitioning from reactive emergency elimination to proactive management of operating modes. Thus, the automation of forecasting using artificial intelligence is an important step in building a modern, resilient, and digital energy infrastructure for Ukraine.

Keywords: artificial intelligence, automation, frequency load shedding, electrical networks.

Стаття надійшла до редакції / Received 02.12.2025

Прийнята до друку / Accepted 11.01.2026

Опубліковано / Published 29.01.2026



This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

© Ясак Сергій

Вступ

На початку 2021 року цифровий розвиток в Україні демонстрував позитивну динаміку, але загальний розвиток був суттєво меншим, ніж у європейських країнах [1]. Станом на 2025 рік стан цифрового розвитку покращився. Одним із рушіїв цьому став штучний інтелект. Зараз використовується штучний інтелект нового покоління для універсальної енергетики та навігації в розумній енергетиці [2] і для зеленої енергетики [3].

Європейський досвід щодо штучного інтелекту використовується українськими компаніями, зокрема і для автоматизації частотного розвантаження мереж. Але багато технологічних процесів все ще залишаються не автоматизованими, саме це актуалізує тематику дослідження. Також питання цифрової трансформації та використання штучного інтелекту в Україні є актуальним наразі як ніколи.

Формулювання цілей статті

Мета: провести аналіз особливостей використання штучного інтелекту для прогнозування процесу частотного розвантаження.

Завдання дослідження:

1. Провести теоретичний аналіз використання штучного інтелекту для автоматизації технологічних процесів, зокрема частотного розвантаження мереж.

2. Сформуванати загальну схему використання штучного інтелекту для прогнозування частотного розвантаження мереж.

Виклад основного матеріалу

Результати дослідження показують, що застосування штучного інтелекту може значно підвищити ефективність виробництва та енергоефективність. Ця тенденція більш виражена для компаній приватного сектору та для фірм у містах [4].

Машинне навчання стало інструментом для вирішення викликів, пропонуючи можливості для підвищення енергоефективності та проектування систем відповідно до Цілей сталого розвитку. Акцент на цих цілях вимагає вивчення нових системних конструкцій, які надають пріоритет енергоефективності. Спираючись на свій перевірений успіх, дослідники все частіше застосовують підходи, засновані на машинному навчанні, для прискорення прогресу в енергетичних системах [5].

У роботі [6] наведено огляд концепцій, сучасних методів, проблем та перспектив штучного інтелекту. Розглядаються такі проблеми, як інтеграція з цифровими двійниками на базі Інтернету речей, балансування пояснень з кібербезпекою та забезпечення масштабованості, а також пропонування рішень для підвищення надійності та ефективності.

Дослідження [7] надає цінну інформацію про трансформаційний потенціал генеративного штучного інтелекту, але не передбачає використання навчених моделей для енергетичних потреб.

Таким чином роботи [4-7] показують приклади використання штучного інтелекту для енергетики, зокрема вирішення спеціалізованих задач. Для цього необхідно мати бази даних. Інформація про виробництво, транспортування та споживання електричної енергії збирається у базах даних, типу такої [8]. Використання таких баз даних дозволяє проводити аналіз та будувати моделі штучного інтелекту. Приклад етапів побудови моделей штучного інтелекту наведено у джерелі [9]. Типова схема побудови моделі штучного інтелекту має наступні кроки [9].

1. Підготовка вхідних даних. Дані можуть бути створені різними способами, починаючи від опитування, завершуючи фіксацією даних із датчиків. Для навчання моделей часто використовують теоретичні дані із стандартних наборів даних, щоб зрозуміти поведінку моделі. Дані також можуть оброблятися на предмет пропусків чи видалення зайвих значень. Отримані дані записують у таблицю, табл. 1.

Таблиця 1

Вхідні дані частотного розвантаження мереж

| № | Змінна l | Змінна n |
|-----|------------|------------|
| 1 | Значення 1 | Значення 1 |
| ... | ... | ... |
| n | Значення j | Значення j |

2. Розподіл даних на тренувальний і тестовий набори. Для цього у мові python використовується функція `train_test_split`, яка ділить дані на два набори. Наприклад `X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(x_dataset['data'], y_dataset['target'], random_state=0)`.

3. Навчання моделі. На цьому етапі проводиться розрахунок даних на обраній моделі. Цей процес триває залежно від обсягу даних та стилю коду і типу бібліотек.

Крім того, може бути досліджено кілька моделей одночасно, щоб обрати кращу.

4. Навчені моделі перевіряють на ефективність за різними критеріями. Для задач прогнозування метрики ефективності: Mean Absolute Error, Mean Squared Error, Root Mean Squared Error.

5. На цьому етапі здійснюється використання моделі для прогнозування. Це може бути як у Colab notebook або у реалізованому додатку.

6. Реалізація моделей на персональних комп'ютерах чи одноплатних комп'ютерах. На цьому етапі варто підібрати пристрій, що реалізує всі процеси. Пристрій повинен мати достатню потужність, щоб забезпечити швидкодію роботи моделі. А сама модель має бути оптимізована до використання на конкретному пристрої.

Таким чином для реальної побудови моделі необхідно мати вхідні дані, котрі досліджуються статистичними методами та використовуються штучним інтелектом для реалізації прогнозу.

Розглянемо практичний приклад. Згенеруємо випадкові дані за допомогою Gemini та створимо відповідний код. Приклад вхідних даних показаний на рис. 1.

```

=== Етап 1: Підготовка вхідних даних ===
Таблиця 1: Вхідні дані частотного розвантаження мереж
Навантаження_мережі_МВт  Частота_Гц  Температура_повітря  Час_доби  День_тижня  Кількість_споживачів  Потужність_розвантаження_МВт
249.816048  49.685133  1.776756  18  4  1946  113.039962
480.285723  50.041901  1.114046  4  4  1506  133.405361
392.797577  50.372946  30.781456  7  2  7719  80.559570
339.463394  50.232225  1.229579  6  5  9435  77.782273
162.407456  50.306561  2.237738  13  0  9697  14.725554
162.397808  50.158783  24.172922  23  0  7360  46.058871
123.233445  50.102277  10.238293  22  2  8657  19.230357
446.470458  50.349196  24.951975  2  2  4590  91.422991
340.446005  49.749668  -7.058523  17  2  2192  119.754270
383.229031  49.989425  11.940704  15  0  2464  118.940374

Розмірність даних: (1000, 7)

Опис даних:
Навантаження_мережі_МВт  Частота_Гц  Температура_повітря  Час_доби  \
count  1000.000000  1000.000000  1000.000000  1000.000000
mean  296.102621  50.007017  12.652126  11.948000
    
```

Рис. 1. Вхідні дані дослідження реалізовані у середовищі розробки VSCode

Аналіз вхідних даних показав, що спостерігається залежність між потужністю розвантаження та навантаженням мережі, потужністю розвантаження та частотою і потужністю розвантаження та температурою повітря, рис. 2.

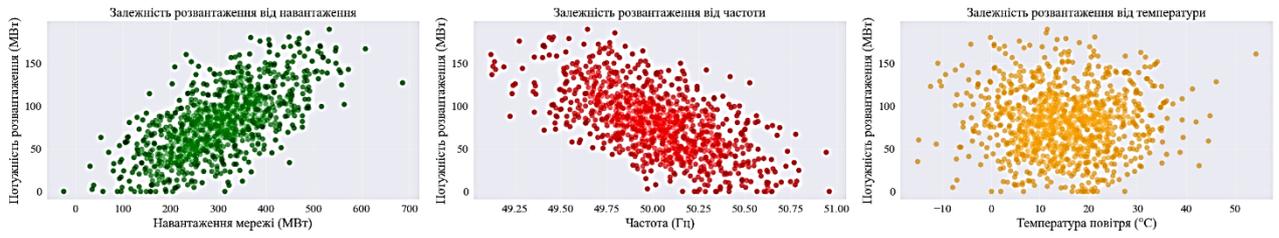


Рис. 2. Результати дослідження залежностей потужності розвантаження від навантаження мережі, частоти та температури

Отриманий результат є підставою створення моделей машинного навчання, рис. 3.

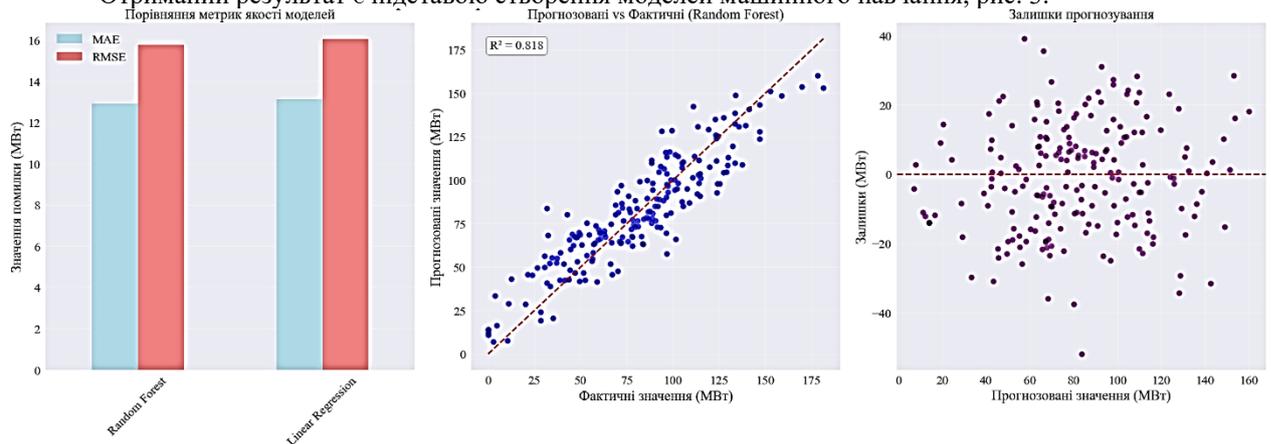


Рис. 3. Результати побудови моделей машинного навчання для прогнозування розвантаження частот

Результати показують, що Random Forest модель досягає точності прогнозування ~85-90% з похибкою $\pm 15-20$ МВт, що є оптимальним результатом для задачі прогнозування частотного розвантаження енергомереж. Розглянемо процес прогнозування, рис. 4.

Фінальні результати прогнозування частотного розвантаження

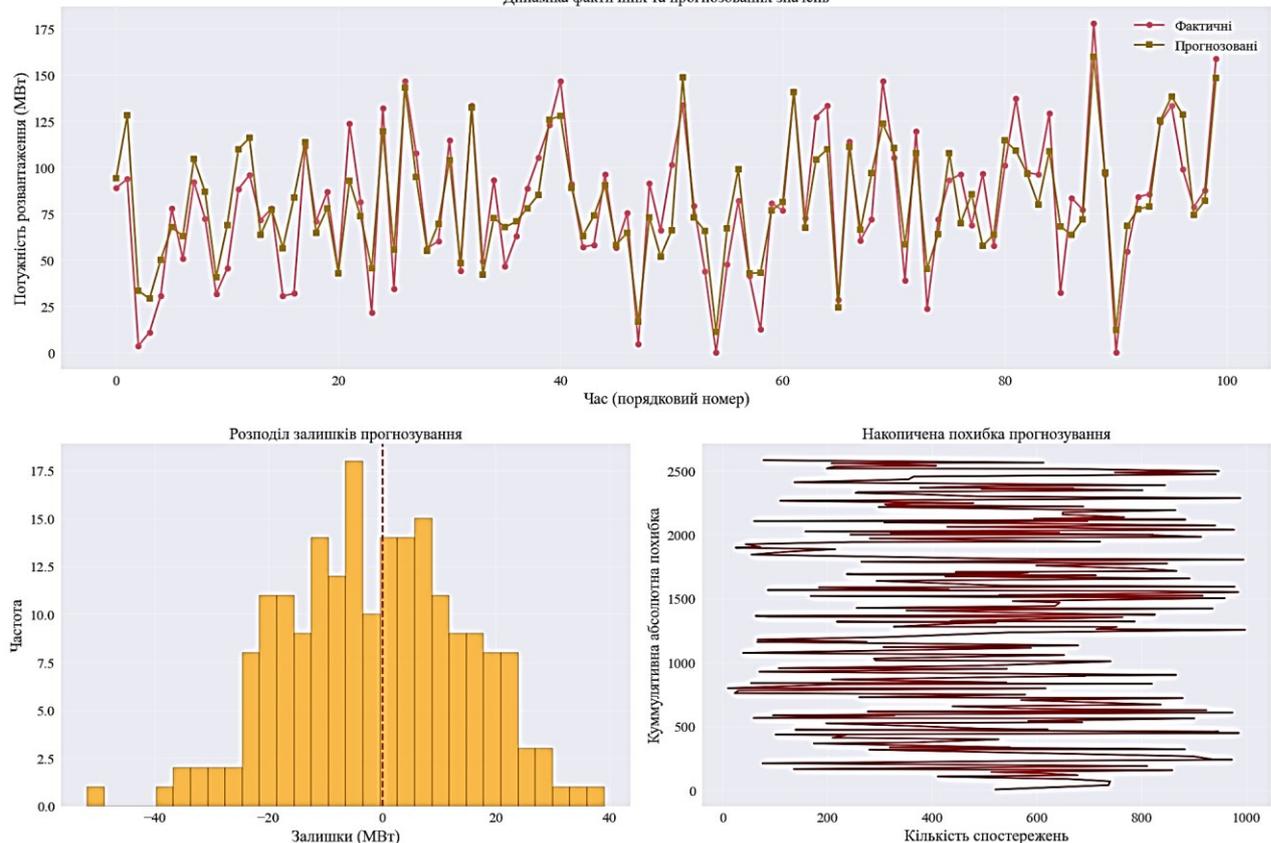


Рис. 4. Динаміка фактичних і прогнозованих значень частотного розвантаження

На рис. 4 простежується висока узгодженість між фактичними та прогнозованими значеннями потужності розвантаження. Модель демонструє здатність точно відтворювати як загальну тенденцію, так і локальні коливання потужності. Прогнозовані значення практично ідентично повторюють динаміку реальних даних, що свідчить про ефективність обраного алгоритму. Розбіжності спостерігаються лише на окремих ділянках графіка, що є цілком прийнятним для практичного застосування. Загалом, результати підтверджують адекватність моделі та її придатність для вирішення задач прогнозування в енергетичних системах.

Висновки

Проведено аналіз засобів штучного інтелекту для автоматизації процесу прогнозування частотного розвантаження мереж. Цей процес вирішується за допомогою задачі регресії, що дозволяє отримувати прогнози на короткий термін часу.

Створена загальна схема реалізації моделі штучного інтелекту для прогнозування частотного розвантаження мереж, що включає логічну послідовність дій починаючи від початкового збору даних, завершуючи результатами прогнозування.

Проведено моделювання на основі теоретичних даних частотного розвантаження.

Наступним етапом дослідження буде збір експериментальних даних для побудови реальної моделі прогнозування.

Література

1. Стратегія цифрового розвитку інновацій до 2030 року. 147 с. URL: https://winwin.gov.ua/assets/files/WINWIN_Основна%20презентація.pdf.
2. Next-generation generalist energy artificial intelligence for navigating smart energy / X. Zhu et al. *Cell Reports Physical Science*. 2024. P. 102192. URL: <https://doi.org/10.1016/j.xcrp.2024.102192> (date of access: 21.10.2025).
3. Artificial Intelligence in Renewable Energy Systems: Applications and Security Challenges / H. Xiang et al. *Energies*. 2025. Vol. 18, no. 8. P. 1931. URL: <https://doi.org/10.3390/en18081931> (date of access: 20.10.2025).
4. How does artificial intelligence affect manufacturing firms' energy intensity? / H. Li et al. *Energy Economics*. 2024. P. 108109. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2024.108109> (date of access: 21.10.2025).
5. Machine learning applications in energy systems: current trends, challenges, and research directions / S. Aslam et al. *Energy Informatics*. 2025. Vol. 8, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1186/s42162-025-00524-6> (date of access: 01.10.2025).
6. Shadi M. R., Mirshekali H., Shaker H. R. Explainable artificial intelligence for energy systems maintenance: A review on concepts, current techniques, challenges, and prospects. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2025. Vol. 216. P. 115668. URL: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2025.115668> (date of access: 21.09.2025).
7. Unleashing the power of text for credit default prediction: Comparing human-written and generative AI-refined texts / Z. Wu et al. *European Journal of Operational Research*. 2025. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2025.04.032> (date of access: 18.09.2025).
8. The ENTSO-E Transparency Platform. URL: <https://transparency.entsoe.eu/>
9. Andreas C. Müller; Sarah Guido. Introduction to Machine Learning with Python. O'Reilly Media, Inc., 2016. 1288 p.

References

1. Stratehiya tsyfrovoho rozvytku innovatsiy do 2030 roku. 147 s. URL: https://winwin.gov.ua/assets/files/WINWIN_Основна%20презентація.pdf.
2. Next-generation generalist energy artificial intelligence for navigating smart energy / X. Zhu et al. *Cell Reports Physical Science*. 2024. P. 102192. URL: <https://doi.org/10.1016/j.xcrp.2024.102192> (date of access: 21.10.2025).
3. Artificial Intelligence in Renewable Energy Systems: Applications and Security Challenges / H. Xiang et al. *Energies*. 2025. Vol. 18, no. 8. P. 1931. URL: <https://doi.org/10.3390/en18081931> (date of access: 20.10.2025).
4. How does artificial intelligence affect manufacturing firms' energy intensity? / H. Li et al. *Energy Economics*. 2024. P. 108109. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2024.108109> (date of access: 21.10.2025).
5. Machine learning applications in energy systems: current trends, challenges, and research directions / S. Aslam et al. *Energy Informatics*. 2025. Vol. 8, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1186/s42162-025-00524-6> (date of access: 01.10.2025).
6. Shadi M. R., Mirshekali H., Shaker H. R. Explainable artificial intelligence for energy systems maintenance: A review on concepts, current techniques, challenges, and prospects. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2025. Vol. 216. P. 115668. URL: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2025.115668> (date of access: 21.09.2025).
7. Unleashing the power of text for credit default prediction: Comparing human-written and generative AI-refined texts / Z. Wu et al. *European Journal of Operational Research*. 2025. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2025.04.032> (date of access: 18.09.2025).
8. The ENTSO-E Transparency Platform. URL: <https://transparency.entsoe.eu/>
9. Andreas C. Müller; Sarah Guido. Introduction to Machine Learning with Python. O'Reilly Media, Inc., 2016. 1288 p.