DOI https://doi.org/10.32689/maup.it.2026.2.2
УДК 519.6
JEL Classification: C53, Q42, Q47

МОДЕЛЮВАННЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ВИРОБНИЦТВА ВІДНОВЛЮВАНОЇ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ

Г. А. Довгаленко, Ю. М. Селін, Ю. В. Куєвда

MODELING AND FORECASTING OF RENEWABLE ELECTRICITY PRODUCTION

Hlib Dovgalenko, Yurii Selin, Yuliia Kuevda

Анотація

Об'єкт дослідження – процеси генерації електроенергії відновлюваними джерелами енергії (сонячними та вітровими електростанціями) в умовах нестабільних метеорологічних факторів. В статті розглянуто результати вирішення актуальної задачі –моделювання та прогнозування генерації відновлюваних джерел енергії (сонячної та вітрової). Актуальність випливає зі суттєвої нелінійності генерації ВДЕ, що створює ризики дестабілізації енергосистем. Побудова точних моделей є критично важливою для оперативного диспетчерського управління та мінімізації дисбалансів у енергомережах. Мета роботи – підвищення якості прогнозування генерації ВДЕ на основі порівняльного аналізу дедуктивних підходів та індуктивних алгоритмів. Предмет дослідження – математичні моделі, алгоритми та програмні засоби прогнозування часових рядів процеси генерації відновлюваних джерел енергії енергомережі на основі метеорологічних факторів. В ході роботи створено інтелектуальну систему на базі Streamlit з конвеєром збору даних. Систему спроєктовано на базі трирівневої архітектури (Three-tier architecture), що забезпечує чітке розділення логіки збору даних, математичної обробки та візуалізації. Систему реалізовано мовою програмування Python із залученням сучасного стеку технологій Data Science. За допомогою розробленої системи проведено дослідження трьох моделей на незалежній вибірці за метриками MAE та RMSE. Проведено порівняльний аналіз побудованих моделей (штучної нейронної мережі, лінгвістичного методу та методу подібних траєкторій) на реальних метеорологічних та енергетичних даних. На підставі отриманих результатів досліджень зроблено висновки щодо умов і доцільності використання певних моделей для моделювання та прогнозування виробництва відновлюваної електроенергії.

Ключові слова*. прогнозування, відновлювані джерела енергії, часові ряди, нечітка логіка, машинне навчання, метод подібних траєкторій, python, streamlit.*

Abstract

The object of the study is the processes of electricity generation by renewable energy sources (solar and wind power plants) under unstable meteorological factors. The article considers the results of solving the current problem of modeling and forecasting the generation of renewable energy sources (solar and wind). The relevance arises from the significant nonlinearity of RES generation, which creates risks of destabilization of power systems. Building accurate models is critically important for operational dispatching management and minimizing imbalances in power grids. The purpose of the work is to improve the quality of forecasting RES generation based on a comparative analysis of deductive approaches and inductive algorithms. The subject of the study is mathematical models, algorithms and software tools for forecasting time series of renewable energy generation processes in the power grid based on meteorological factors. In the course of the work, an intelligent system based on Streamlit with a data collection pipeline was created. The system is designed on the basis of a three-tier architecture, which provides a clear separation of the logic of data collection, mathematical processing and visualization. The system is implemented in the Python programming language with the involvement of a modern Data Science technology stack. Using the developed system, a study of three models was conducted on an independent sample using the MAE and RMSE metrics. A comparative analysis of the constructed models (artificial neural network, linguistic method and method of similar trajectories) was conducted on real meteorological and energy data. Based on the research results, conclusions were drawn regarding the conditions and feasibility of using certain models for modeling and forecasting renewable electricity production.

Key words: *forecasting, renewable energy sources, time series, fuzzy logic, machine learning, method of similar trajectories, python, streamlit.*

1. Вступ. У сучасному світі перехід до відновлюваних джерел енергії (ВДЕ), зокрема сонячної та вітрової, є одним із найважливіших векторів розвитку енергетичного сектору. Проте інтеграція ВДЕ в загальну енергосистему створює нові виклики для диспетчерів та системних аналітиків. На відміну від традиційних електростанцій, генерація ВДЕ є стохастичним процесом, який суттєво залежить від мінливих метеорологічних умов. Неточності у прогнозуванні призводять до дисбалансу в енергомережі, необхідності залучення резервних потужностей та значних фінансових втрат.

У зв'язку з цим, розробка точних та адаптивних систем підтримки прийняття рішень для прогнозування генерації ВДЕ є надзвичайно актуальною задачею. На сьогоднішній день для її вирішення

© Довгаленко Г. А., Селін Ю. М., Куєвда Ю. В., 2026
Стаття поширюється на умовах ліцензії відкритого доступу CC BY 4.0

використовуються як класичні дедуктивні методи системного аналізу (експертні системи, пошук аналогів), так і сучасні індуктивні методи машинного навчання (штучні нейронні мережі).

Аналіз тенденцій розвитку відновлюваної енергетики. Сучасний глобальний енергетичний сектор переживає фундаментальну трансформацію, зумовлену необхідністю зниження викидів парникових газів та боротьби зі змінами клімату. Перехід від традиційних викопних видів палива до відновлюваних джерел енергії (ВДЕ), ключовими з яких є сонячна та вітрова генерація, став пріоритетним напрямком економічної політики більшості розвинених країн. Зокрема, у країнах Європейського Союзу (наприклад, у Німеччині) частка ВДЕ у загальному енергобалансі стрімко зростає, наближаючись до домінуючих показників [1].

Однак такий перехід супроводжується технологічними викликами. На відміну від теплових чи атомних електростанцій, якими можна легко керувати, виробіток електроенергії сонячними та вітровими установками є стохастичним (випадковим) процесом. Він повністю залежить від мінливих метеорологічних умов – хмарності, температури повітря, швидкості та напрямку вітру. Ця неконтрольованість створює загрозу стабільності об'єднаних енергосистем.

Проблематика балансування енергосистем та роль прогнозування. Основним фізичним законом роботи будь-якої енергомережі є необхідність дотримання суворого балансу між генерацією (виробництвом) та споживанням електроенергії в кожний момент часу. Будь-який дисбаланс призводить до відхилення частоти струму в мережі від стандарту, що може спричинити масштабні аварії (блекаути).

В умовах зростання частки ВДЕ, системні оператори (диспетчери) стикаються з проблемою непередбачуваних піків або провалів генерації. Для компенсації цих коливань доводиться утримувати значні резервні потужності (швидкі газові або вугільні маневрові станції), що є економічно та екологічно неефективним. У разі суттєвих відхилень фактичної генерації від заявленого плану, власники сонячних та вітрових парків змушені сплачувати високі фінансові штрафи за створення дисбалансу.

Саме тому наявність високоточних систем короткострокового прогнозування генерації ВДЕ стає критичною умовою для розвитку сучасних розумних енергомереж (Smart Grids). Точний прогноз дозволяє оптимізувати графіки навантажень, знизити потребу в дорогих резервах та мінімізувати фінансові втрати учасників енергоринку [1, 2].

Огляд підходів до прогнозування часових рядів генерації. Задача прогнозування генерації ВДЕ зводиться до аналізу багатовимірних нестаціонарних часових рядів. Існуючі методи можна розділити на три основні класи.

1. Фізичні моделі базуються на складних рівняннях гідродинаміки та термодинаміки атмосфери. Вони вимагають значних обчислювальних ресурсів (суперкомп'ютерів) та детальних топографічних даних місцевості, що робить їх використання недоцільним для локального оперативного прогнозування.

2. Дедуктивні методи та класична статистика включають в себе авторегресійні моделі (ARIMA), методи експоненційного згладжування, а також експертні системи (нечітка логіка) та евристичні алгоритми (метод подібних траєкторій) [2-4]. Ці підходи добре інтерпретуються та не потребують тривалого навчання, проте їхня точність знижується при роботі з хаотичними нелінійними залежностями, які притаманні вітровій енергетиці.

3. Індуктивні методи (Машинне навчання та ШІ) базуються на алгоритмах, що здатні самостійно знаходити приховані нелінійні закономірності у великих масивах історичних даних. Використання штучних нейронних мереж (наприклад, багатошарового персептрона – MLP) дозволяє ефективно моделювати складну аеродинамічну поведінку турбін без необхідності явного програмування фізичних законів [5, 6].

Враховуючи переваги та недоліки кожного з підходів, актуальним є проведення їхнього порівняльного аналізу в рамках єдиної інформаційної системи на реальних даних енергомережі.

Постановка задачі дослідження. Об'єктом дослідження є процеси генерації електроенергії відновлюваними джерелами енергії (сонячними та вітровими електростанціями) в умовах мінливих метеорологічних факторів.

Предметом дослідження є математичні моделі, алгоритми та програмні засоби короткострокового прогнозування часових рядів генерації ВДЕ.

Метою роботи є розробка та дослідження інформаційної системи підтримки прийняття рішень для оперативного прогнозування генерації ВДЕ з використанням методів системного аналізу та машинного навчання.

Для досягнення поставленої мети послідовно вирішено низку взаємопов'язаних науково-практичних задач.

1. Першочергово досліджено предметну область, визначено ключові особливості фізичних процесів сонячної та вітрової генерації, а також проаналізовано проблеми їх інтеграції та балансування в загальній енергомережі.

2. Розроблено та програмно реалізовано конвеєр автоматизованого збору і попередньої підготовки метеорологічних та енергетичних даних з відкритих джерел, зокрема платформ ENTSO-E та Open-Meteo.

3. Формалізовано математичний апарат та впроваджено три прогностичні моделі різної природи, а саме метод подібних траєкторій, лінгвістичний метод нечіткої логіки та штучну нейронну мережу.

4. У межах моделювання критично важливо адаптувати розроблені алгоритми до реальних фізичних обмежень генеруючих установок, враховуючи швидкості старту турбін, відсутність інсоляції в нічний час та ефект інерційності систем.

5. Для забезпечення зручної взаємодії користувача з розробленими інструментами створено інтерактивний веб-інтерфейс, який дозволяє гнучко налаштовувати параметри моделей та візуалізувати отримані результати.

6. На завершальному етапі проведено детальне експериментальне дослідження побудованих моделей на незалежній тестовій вибірці та здійснено їх підсумковий порівняльний аналіз за критеріями точності MAE та RMSE

2. Матеріали та методи досліджень. Предметна область та особливості прогнозування ВДЕ. Розглянемо природу генерації сонячної та вітрової енергії. Сонячна генерація має виражену добову сезонність і жорстке фізичне обмеження (нульова генерація вночі). Вітрова генерація є більш хаотичною, має високу автокореляцію та кубічну залежність від швидкості вітру. Крім того, вітрові турбіни мають швидкість старту (cut-in speed) та швидкість аварійного відключення (cut-out speed), що створює сильні нелінійності в даних (рис. 1).

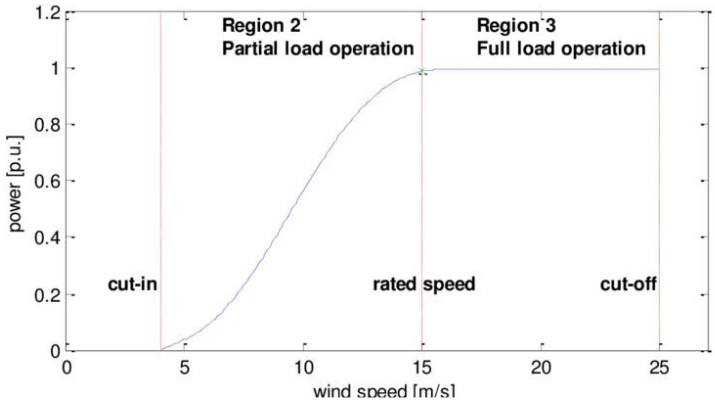


Рис. 1. Приклад вітрової генерації за різної швидкості вітру

Генерація електроенергії вітровими установками базується на перетворенні кінетичної енергії повітряних мас в механічну енергію обертання ротора. Згідно з законами аеродинаміки, повна потужність вітрового потоку P_{wind}, що проходить через площу A зі швидкістю v, описується рівнянням:

$$P_{wind} = \frac{1}{2}\rho A \vartheta^3,$$

де ρ – густина повітря (залежить від температури та атмосферного тиску, стандартно $\oplus$ 1.225 кг/м^3), A – площа обмітання ротора вітротурбіни ($A = \pi R^2$, де R – радіус лопатей), v – швидкість вітру.

Як видно з формули, потужність має кубічну залежність від швидкості вітру. Саме ця нелінійність робить прогнозування вітрової генерації складною задачею для лінійних моделей. Крім того, згідно із законом Беца, жодна вітрова турбіна не може перетворити більше ніж 59.3% кінетичної енергії вітру в механічну. Цей теоретичний максимум називається межею Беца і враховується у вигляді коефіцієнта використання енергії вітру C_p :

$$P_{turbine} = \frac{1}{2}\rho A \vartheta^3 C_p$$

Сучасні системи управління обмежують генерацію при надвисоких швидкостях вітру (cut-out speed) для запобігання механічним пошкодженням, що формує характерне «плато» та різкий спад на кривій потужності.

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

Дані генерації відновлюваних джерел енергії є класичним прикладом часового ряду (Time Series) – впорядкованої в часі послідовності вимірювань $Y=\{y_{t_1}, y_{t_2}, ..., y_{t_n}\}$ [7].

З точки зору системного аналізу, часовий ряд генерації ВДЕ можна представити у вигляді адитивної або мультиплікативної моделі декомпозиції:

$$y_t = T_t + S_t + C_t + E_t,$$

де T_t (Тренд) – довгострокова тенденція зміни генерації (наприклад, введення в експлуатацію нових сонячних панелей протягом року), S_t (Сезонність) – регулярні циклічні коливання (добовий цикл сонця або сезонні зміни вітрів), C_t (Циклічність) – макроекономічні коливання попиту, E_t (Шум/Залишок) – стохастична компонента, непередбачувані погодні аномалії.

Найважливішою характеристикою часового ряду в задачах прогнозування є його стаціонарність. Стаціонарним вважається ряд, математичне сподівання $M[y_t]$, дисперсія $D[y_t]$ та автоковаріаційна функція якого не залежать від часу t:

$$M[y_t]=const, D[y_t]=const, Cov[y_t]=const$$

Метеорологічні процеси (вітер, радіація) є нестаціонарними за своєю природою. Саме тому використання простих авторегресійних моделей (наприклад, ARMA) є малоефективним без попереднього диференціювання ряду. Застосовані у даній роботі методи (MLP, нечітка логіка) здатні працювати з нестаціонарними нелінійними рядами без їх зведення до строго стаціонарного вигляду.

Метод подібних траєкторій. Метод подібних траєкторій (евристичний метод аналогів) базується на припущенні, що схожі метеорологічні умови в минулому призводять до схожих обсягів генерації в майбутньому [2]. Математично задача зводиться до пошуку вектора X_{target} у просторі історичних станів $X_{history}$ за критерієм мінімізації евклідової відстані:

$$d=\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(A_i-B_i)^2},$$

де $A=(A_1, A_2, ..., A_n)$, а $B=(B_1, B_2, ..., B_n)$.

Для забезпечення рівноцінного впливу параметрів (наприклад, температури та радіації) застосовується Min-Max нормалізація (1):

$$x_{norm}=\frac{x-x_{min}}{x_{max}-x_{min}}, \quad (1)$$

де x – поточне значення, x_{min} та x_{max} – мінімальне та максимальне значення в наборі даних відповідно.

Лінгвістичний метод (нечітка логіка).

Лінгвістичний метод та динамічні межі. На відміну від методів, що шукають точні математичні залежності, лінгвістичний метод дозволяє формалізувати знання експерта у вигляді правил «ЯКЩО-ТО». В основі методу лежить математичний апарат нечітких множин (Fuzzy Logic) запропонований Л. Заде [16] в 1960-х роках (детальніше див. [17]). Процес включає фазифікацію, як показано на рис. 2 (переведення фізичних величин у лінгвістичні терми, наприклад, «шторм», «штиль»), застосування бази знань та дефазифікацію [3, 4].

Враховуючи сезонність генерації, в роботі запропоновано автокалібровану експертну систему, яка динамічно підлаштовує межі функцій належності (Membership Functions) під локальні максимуми історичних даних, що вирішує проблему «жорстких меж».

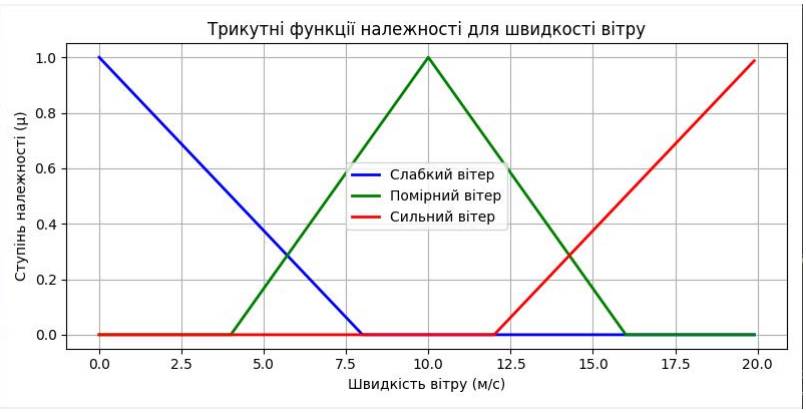


Рис. 2. Фазифікація величин

База лінгвістичних правил. Основою будь-якої системи нечіткого виведення є база знань, яка складається з набору продукційних правил формату «ЯКЩО (Умова), ТО (Наслідок)». У розробленій інформаційній системі реалізовано дві незалежні бази правил для різних типів енергії, що враховують їхні фізичні особливості.

Для сонячної генерації вхідною лінгвістичною змінною є рівень сонячної радіації. База правил (таблиця 1) сформована таким чином, щоб жорстко обмежувати генерацію в нічний час та пропорційно збільшувати її при появі сонця.

Таблиця 1

База правил для сонячної енергії

Номер правила	Передумова	Наслідок	Фізичне обгрунтування експерта
Правило 1	Якщо радіація «Ніч»	То генерація «Нуль»	Відсутність фотонів унеможливлює фотоелектричний ефект (генерація строго дорівнює 0).
Правило 2	Якщо радіація «Хмарно»	То генерація «Середня»	Розсіяне світло проходить крізь хмари, панелі працюють на часткову потужність.
Правило 3	Якщо радіація «Ясно»	То генерація «Максимальна»	Пряме сонячне проміння забезпечує вихід панелей на номінальну потужність.

Для вітрової генерації вхідною лінгвістичною змінною є швидкість вітру. База правил (таблиця 2) розроблена з урахуванням аеродинамічних характеристик вітряних турбін (адаптація до швидкості вітру на висоті 10 метрів).

Таблиця 2

База правил для вітряної енергії

Номер правила	Передумова	Наслідок	Фізичне обгрунтування експерта
Правило 1	Якщо вітер «Слабкий»	То генерація «Низька»	Ротор турбіни ледве долає поріг швидкості старту (cut-in speed), мінімальний обертовий момент.
Правило 2	Якщо вітер «Помірний»	То генерація «Середня»	Турбіна працює в робочому діапазоні, потужність стрімко зростає.
Правило 3	Якщо радіація «Ясно»	То генерація «Максимальна»	Швидкість потоку повітря достатня для виходу турбіни на максимальну розрахункову потужність.

Алгоритм нечіткого виведення та дефазифікація. Після застосування бази правил система отримує результат у вигляді нечіткої множини (набору геометричних фігур, що перетинаються). Для отримання конкретного числового значення прогнозу (у Мегаватах), яке можна передати в диспетчерську систему, алгоритм виконує процедуру дефазифікації.

У розробленій системі застосовано найточніший і найпоширеніший метод дефазифікації – метод центру маси (Centroid method). Математично він полягає у знаходженні координати центру ваги результуючої фігури, утвореної перетином активованих функцій належності:

$$Z = \frac{\int \mu(z) * z dz}{\int \mu(z) dz},$$

де Z – чітке прогнозоване значення генерації (МВт), z – змінна інтегрування на осі потужності, $\mu(z)$ – ступінь належності результуючої нечіткої множини.

Штучні нейронні мережі

Загальна ідея MLP. Багатошаровий персептрон (Multilayer Perceptron, MLP) – це клас нейронних мереж прямого поширення. Метод діє індуктивно: «чорна скринька» самостійно виявляє приховані нелінійні патерни шляхом мінімізації функції втрат під час навчання алгоритмом зворотного поширення помилки (Backpropagation). У роботі досліджуються архітектури різної глибини та застосовуються функції активації ReLU.

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

MLP складається з вхідного шару, одного або кількох прихованих шарів та вихідного шару (рис. 3). Кожен нейрон у прихованому шарі виконує зважене підсумовування вхідних сигналів x_i з додаванням зміщення (bias) *b*, після чого результат пропускається через нелінійну функцію активації *f* (2).

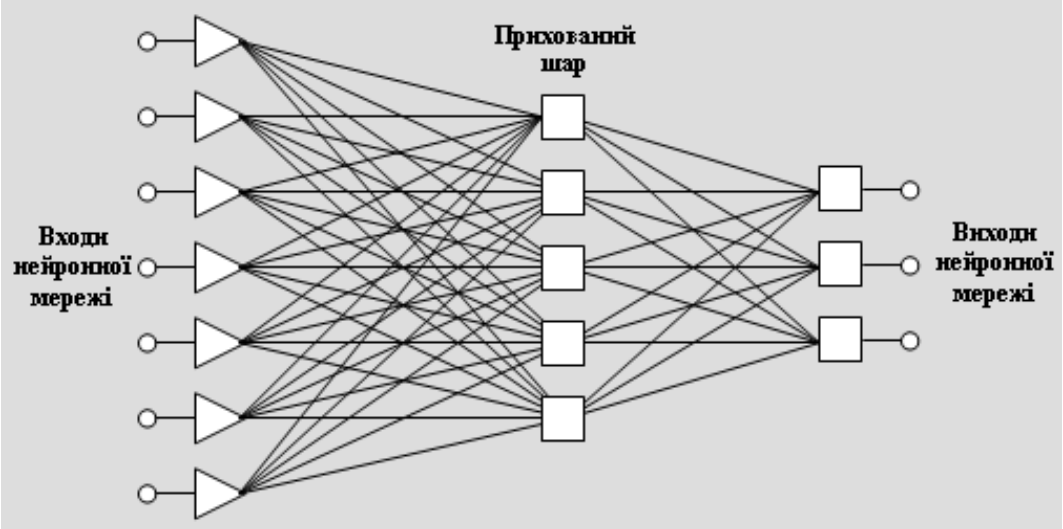


Рис. 3. Схема багатошарового персептрона

$$y = f\left(\sum_{i=1}^{n} \omega_i x_i + b\right), \tag{2}$$

де ω_i – синаптичні ваги нейрона.

Для забезпечення здатності мережі апроксимувати складні нелінійні функції (такі як кубічна залежність вітру), у прихованих шарах застосовується функція активації ReLU (Rectified Linear Unit). На відміну від класичної сигмоїди, ReLU вирішує проблему затухання градієнта (vanishing gradient) та пришвидшує збіжність мережі:

$$f(x) = max(0, x)$$

Процес навчання мережі полягає в мінімізації функції втрат (Loss function) L, якою в задачах регресії найчастіше виступає середньоквадратична похибка (MSE). Оновлення вагів $\Delta\omega$ здійснюється за допомогою алгоритму зворотного поширення помилки (Backpropagation) у поєднанні з оптимізатором Adam (Adaptive Moment Estimation), який динамічно адаптує швидкість навчання для кожного параметра.

Алгоритм зворотного поширення помилки (Backpropagation). Процес навчання багатошарового персептрона зводиться до задачі багатовимірної оптимізації. Метою є знаходження такого набору вагових коефіцієнтів *W*, який мінімізує функцію втрат *L*(*W*). Для регресійних задач використовується середньоквадратичне відхилення.

Алгоритм зворотного поширення помилки дозволяє ефективно обчислювати градієнт функції втрат по кожній вазі мережі $\frac{\partial L}{\partial \omega_{ij}}$ за допомогою ланцюгового правила диференціювання (chain rule):

$$\frac{\partial L}{\partial \omega_{ij}} = \frac{\partial L}{\partial y_j} \frac{\partial y_j}{\partial s_j} \frac{\partial s_j}{\partial \omega_{ij}},$$

де y_j – вихід нейрона *j*, s_j – зважена сума входів нейрона j, ω_{ij} – вага зв'язку між нейроном *i* та *j*.

Отримані градієнти використовуються для оновлення вагів на кожній ітерації (епосі) навчання.

Оптимізатор Adam (Adaptive Moment Estimation). У класичному градієнтному спуску швидкість навчання α є фіксованою, що часто призводить до застрягання в локальних мінімумах, особливо при моделюванні таких хаотичних процесів, як вітрова генерація. Тому в даній роботі застосовано оптимізатор Adam, який обчислює індивідуальні адаптивні швидкості навчання для кожного параметра [8].

Метод Adam поєднує ідеї накопичення імпульсу (Momentum) та середньоквадратичного градієнта (RMSProp). На кожному кроці *t* алгоритм оновлює експоненційні ковзні середні градієнта m_t як показано в формулі (3) та квадрата градієнта v_t – в формулі (4):

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t \tag{3}$$

$$\nu_t = \beta_2 \upsilon_{t-1} + (1-\beta_2)\, g_t^{\,2}\ , \tag{4}$$

де g_t – градієнт на поточному кроці, β_1, β_2 – гіперпараметри спадання (зазвичай 0.9 та 0.999).

Для компенсації зміщення до нуля на початкових етапах обчислюються скориговані моменти:

$$\widehat{m_t} = \frac{m_t}{1-\beta^t{}_2}, \widehat{\vartheta_t} = \frac{\nu_t}{1-\beta^t{}_2}$$

Фінальне оновлення ваг відбувається за правилом:

$$W_t = W_{t-1} - \frac{\alpha}{\sqrt{\widehat{\nu_t}} + \epsilon}\widehat{m_t}\ ,$$

де α – крок навчання (learning rate), ϵ – константа для уникнення ділення на нуль (зазвичай 10^{-8}).

Для проведення чисельного моделювання було розроблено програмний комплекс. Комплекс спроєктовано на базі трирівневої архітектури (Three-tier architecture), що забезпечує чітке розділення логіки збору даних, математичної обробки та візуалізації. Систему реалізовано мовою програмування Python із залученням сучасного стеку технологій Data Science. Структуру комплексу можна зображено на рис. 4.

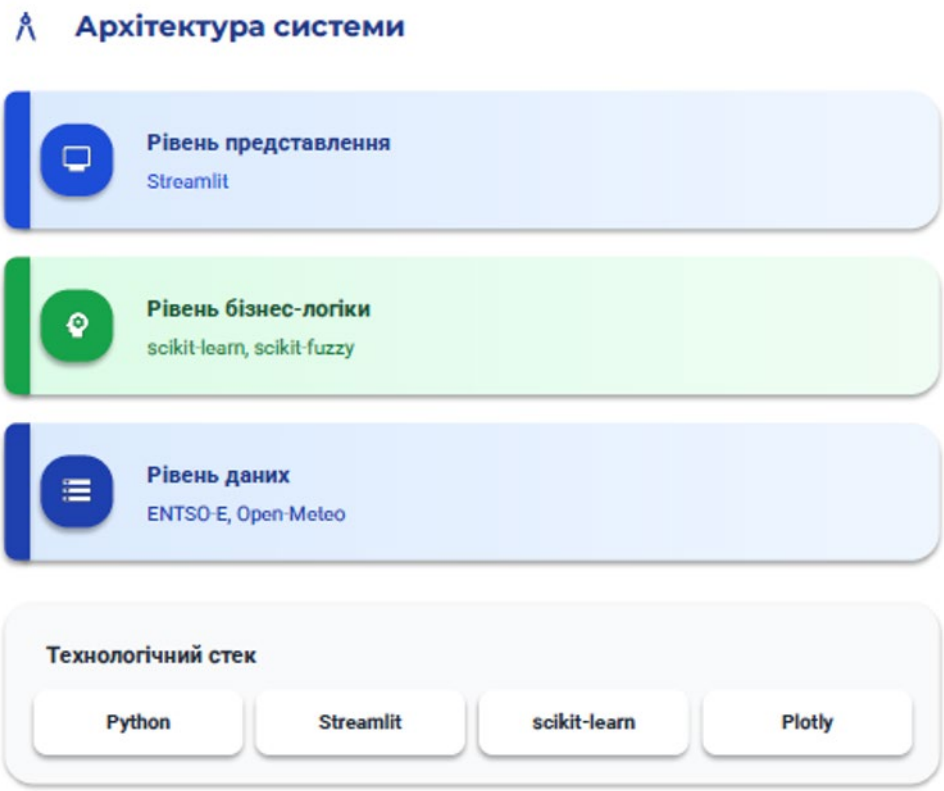


Рис. 4. Структура програмного комплексу

1. Рівень даних (Data Layer) відповідає за зовнішні комунікації з API європейської мережі ENTSO-E та метеорологічним сервісом Open-Meteo. На цьому рівні формується сирий масив даних.

2. Рівень бізнес-логіки (Business Logic Layer) – ядро системи, де відбувається фільтрація аномалій, нормалізація даних та безпосередня робота математичних моделей (штучної нейронної мережі, лінгвістичного методу та методу подібних траєкторій).

3. Рівень представлення (Presentation Layer) – клієнтська частина, реалізована за допомогою фреймворку Streamlit, яка забезпечує інтерактивний веб-інтерфейс, прийом параметрів від користувача та візуалізацію результатів прогнозування.

3. Результати досліджень. Критерії оцінки якості моделей. Для порівняння різнорідних систем прогнозування застосовано класичні метрики оцінки регресійних моделей: середню абсолютну похибку MAE та середньоквадратичну похибку RMSE, які вказано у формулах (5), (6):

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} |y_i - \hat{y}_i| \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} \frac{(\hat{y}_i - y_i)^2}{n}}, \quad (6)$$

де n – загальна кількість спостережень (прикладів), y_i – фактичне (реальне) значення для i-го спостереження, y_i – прогнозоване (передбачене моделлю) значення для i -го спостереження.

Аналіз результатів прогнозування методу подібних траєкторій. Метод подібних траєкторій є класичним евристичним підходом системного аналізу, який не потребує навчання і шукає в історичних даних ситуації, максимально наближені до поточних метеорологічних прогнозів.

При прогнозуванні сонячної генерації метод показав задовільні результати (MAE = 4038.05 МВт, RMSE = 7188.24 МВт). Як видно з графіка на рис. 5, алгоритм правильно визначає нульову генерацію вночі та загальний тренд денного піку. Проте крива прогнозу має значну «зубчастість» (високу дисперсію). Це пояснюється тим, що для кожної наступної години алгоритм може знаходити аналоги з абсолютно різних історичних днів, що призводить до різких стрибків між сусідніми точками прогнозу.

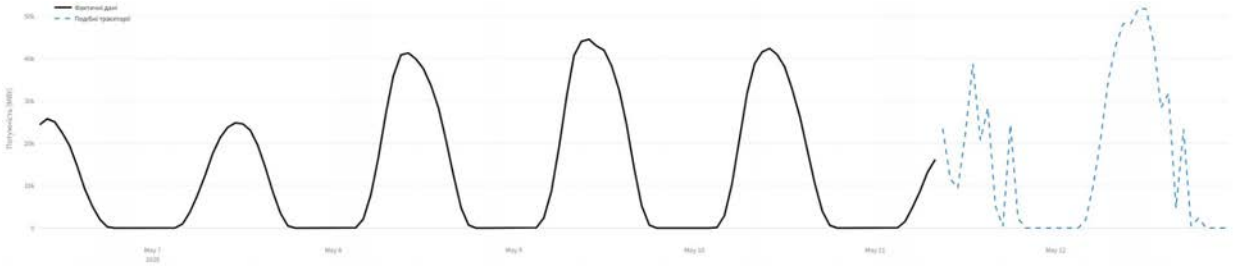


Рис. 5. Результат прогнозування сонячної генерації методом подібних траєкторій

У випадку вітрової енергетики похибка методу є більшою (MAE = 4621.72 МВт, RMSE = 5881.43 МВт). Незважаючи на введення часових лагів для врахування інерції турбін, алгоритму складно знайти в історії ідеальний збіг довгої тригодинної траєкторії зміни вітру (рис. 6). Це робить прогноз вітру цим методом досить хаотичним, хоча загальний напрямок падіння та зростання потужності зберігається.

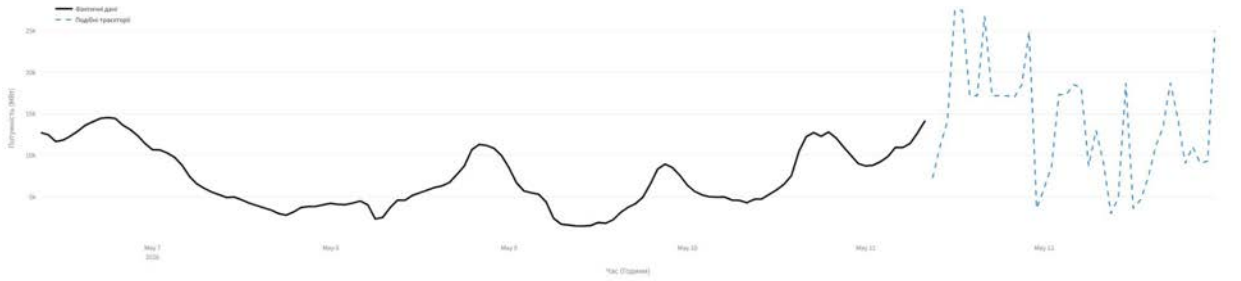


Рис. 6. Результат прогнозування вітрової генерації методом подібних траєкторій

Аналіз результатів прогнозування лінгвістичного методу. Лінгвістичний метод, побудований на базі правил експертної системи, демонструє принципово іншу поведінку. Оскільки метод працює з лінгвістичними термами (наприклад, «середня радіація», «сильний вітер»), результати прогнозу мають дискретний характер.

На графіку сонячної генерації на рис. 7 (MAE = 6386.03 МВт) чітко видно утворення характерних «плато» (сходинок) замість плавних дзвоноподібних кривих. Це відбувається через те, що широкий діапазон вхідних значень радіації активує одне й те саме правило нечіткої логіки, видаючи константний рівень генерації. Метод гарантовано не помиляється вночі, проте гірше апроксимує денні піки.

Водночас для вітрової генерації лінгвістичний метод із функцією автокалібрування показав кращу точність (рис. 8), ніж метод траєкторій (MAE = 3554.38 МВт, RMSE = 4206.45 МВт). Завдяки закладеним фізичним правилам (експертним знанням), система змогла утримати прогноз у реалістичних межах та адекватно відреагувати на нелінійні зміни швидкості вітру, хоча дискретна «східчаста» форма графіка все ще присутня.

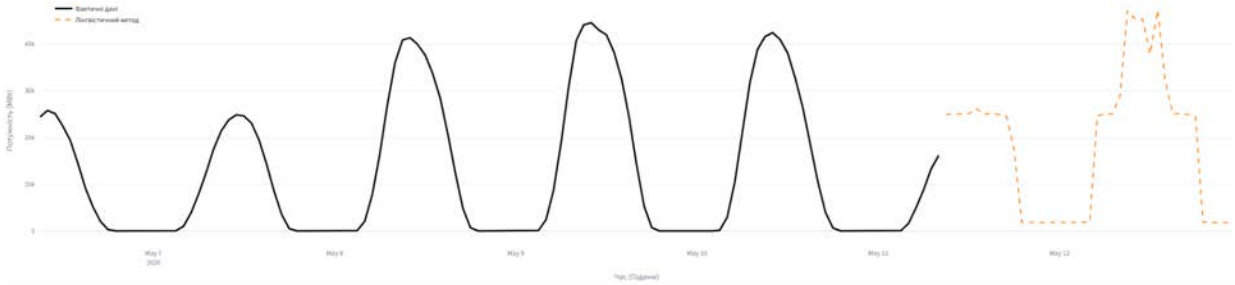


Рис. 7. Результат прогнозування сонячної генерації лінгвістичним методом

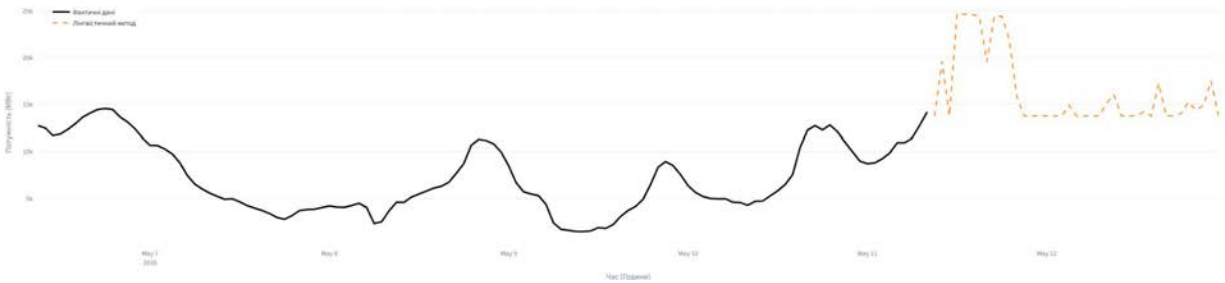


Рис. 8. Результат прогнозування вітрової генерації лінгвістичним методом

Аналіз результатів прогнозування штучної нейронної мережі (MLP). Індуктивний метод машинного навчання на базі багатошарового персептрона (MLP) продемонстрував найкращі результати серед усіх досліджуваних алгоритмів (рис. 9). Здатність нейромережі самостійно оптимізувати ваги та виявляти приховані нелінійні залежності дозволила мінімізувати похибку.

Для сонячної енергетики алгоритм MLP досяг найменшої похибки (MAE = 2073.84 МВт, RMSE = 3008.06 МВт). Нейромережа генерує плавну дзвоноподібну криву, яка майже ідеально відтворює природний добовий цикл сонця, адекватно реагуючи на невеликі коливання температури та хмарності.

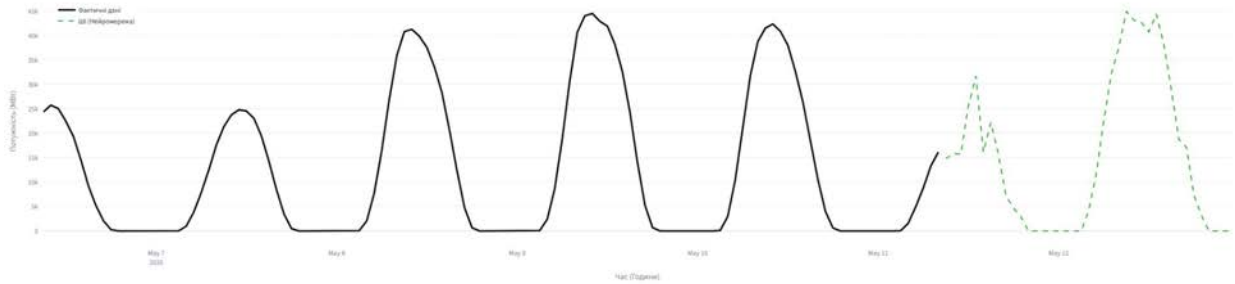


Рис. 9. Результат прогнозування сонячної генерації нейромережею MLP

У задачі прогнозування вітру ШІ також виявився абсолютним лідером (MAE = 2426.01 МВт, RMSE = 2879.97 МВт). Нейромережа змогла успішно розв'язати складну задачу екстраполяції: маючи на вході лише швидкість вітру на рівні 10 метрів від землі, модель навчилася з високою точністю відтворювати кубічну генерацію вітрових турбін на висоті понад 100 метрів. Крива прогнозу є плавною та точно повторює історичну амплітуду коливань мережі (рис. 10).

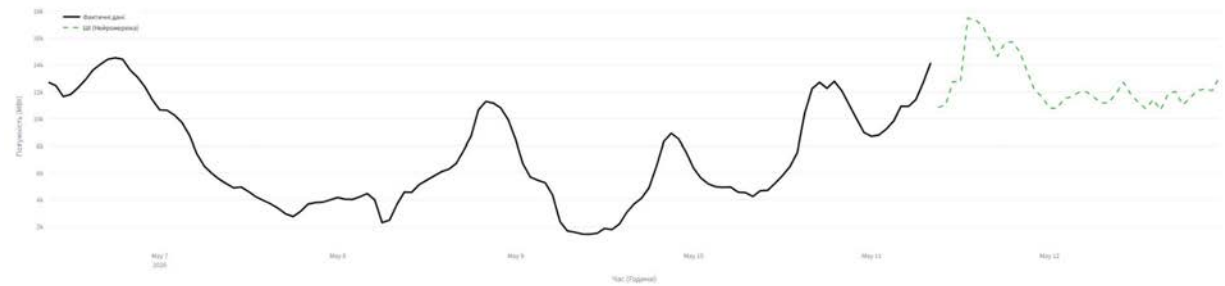


Рис. 10. Результат прогнозування вітрової генерації нейромережею MLP

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

Дослідження впливу гіперпараметрів нейромережі на точність прогнозу. Якість роботи індуктивних методів машинного навчання критично залежить від підбору гіперпараметрів алгоритму. Розроблена інформаційна система дозволяє особі, що приймає рішення (ОПР) в інтерактивному режимі змінювати архітектуру прихованих шарів та тривалість навчання (кількість епох) нейромережі MLP.

В ході дослідження було проаналізовано вплив архітектури нейронної мережі на метрику RMSE для задачі прогнозування вітрової генерації.

1. Проста (Shallow) архітектура (один прихований шар на 64 нейрони) – модель швидко збігається, проте має тенденцію до недонавчання (Underfitting) на складних ділянках із різкими поривами вітру.

2. Глибока (Deep) архітектура (два шари: 128 та 64 нейрони) – збільшення кількості параметрів дозволило мережі виявляти більш складні взаємозв'язки між часовими лагами ($t-1$, $t-2$) та поточною генерацією. Це знизило загальну похибку моделі.

Також було досліджено гіперпараметр max_iter (кількість епох). Збільшення епох з 500 до 2000 дало значний приріст точності, дозволивши алгоритму Adam вийти з локальних мінімумів функції втрат. Однак подальше збільшення (понад 4000 епох) не дало суттєвого покращення метрик на валідаційній вибірці, що свідчить про початок процесу перенавчання (Overfitting). Таким чином, конфігурація (128, 64) нейронів при 2000 епохах була визначена як оптимальна за критерієм «точність/швидкодія».

Підсумкове порівняння моделей. За результатами проведених експериментів (таблиця 3) можна стверджувати, що вибір методу прогнозування суттєво залежить від природи вхідних даних. Дедуктивні методи системного аналізу (траєкторії, нечітка логіка) не потребують витрат часу на навчання, добре працюють з експертними знаннями та є абсолютно прозорими в прийнятті рішень. Однак їхня точність знижується при роботі з високостохастичними нелінійними даними. Індуктивний підхід (MLP) довів свою перевагу в точності (мінімізація MAE та RMSE в 1.5–2 рази), згладжуванні шумів та здатності автоматично адаптуватися до складних метеорологічних патернів.

Таблиця 3

Метрики методів

Метод прогнозування	Тип енергії	MAE	RMSE
Метод подібних траєкторій	Сонячна	4038.05	7188.24
Лінгвістичний метод	Сонячна	6386.03	9227.36
Штучна нейронна мережа	Сонячна	2073.84	3008.06
Метод подібних траєкторій	Вітрова	4621.72	5881.43
Лінгвістичний метод	Вітрова	3554.38	4206.45
Штучна нейронна мережа	Вітрова	2426.01	2879.97

4. Висновки. У межах виконання наукової роботи було розроблено інформаційну систему підтримки прийняття рішень для оперативного прогнозування генерації відновлюваних джерел енергії. Проведено комплексний порівняльний аналіз дедуктивних підходів (метод подібних траєкторій, лінгвістичний метод) та індуктивного підходу (штучний інтелект на базі багатошарового перцептрона). В результаті досліджень отримано наступні висновки.

1. Запропоновані системні вдосконалення (введення часових лагів для імітації інерції роторів вітряків та автокалібрування меж у нечіткій логіці) дозволили значно підвищити стійкість дедуктивних моделей до аномалій у даних.

2. Проблема витоку даних (Data Leakage) та перенавчання (Overfitting) була успішно вирішена за рахунок жорсткого розділення часового ряду на історичний масив та сліпу тестову вибірку (Hold-out test).

3. Аналіз метрик MAE та RMSE довів, що для високоциклічних процесів (сонячна енергетика) експертні методи системного аналізу демонструють достатню ефективність і високу прозорість логіки прийняття рішень.

4. Для стохастичних та нелінійних процесів (вітрова енергетика) методи машинного навчання (MLP) мають абсолютну перевагу в точності, оскільки здатні самостійно знаходити неочевидні закономірності у великих масивах даних.

5. Проведений функціонально-вартісний аналіз повністю підтвердив економічну доцільність розробленого програмного продукту. Розрахований коефіцієнт техніко-економічного рівня довів оптимальність обраного стеку технологій (Python, Streamlit) за критерієм «якість-витрати».

Конфлікт інтересів. Автори декларують, що не мають конфлікту інтересів стосовно даного дослідження, в тому числі фінансового, особистісного характеру, авторства чи іншого характеру, що міг би вплинути на дослідження та його результати, представлені в даній статті.

Фінансування. Дослідження проводилося без фінансової підтримки

Доступність даних. Дані будуть надані за обґрунтованим запитом.

Використання засобів штучного інтелекту. Автори підтверджують, що не використовували технології штучного інтелекту при створенні представленої роботи.

Внесок авторів. Довгаленко Гліб Андрійович: підготовка та аналіз вхідних даних, навчання моделей, створення та тестування програмної реалізації, внесення змін та правок у текст статті

Селін Юрій Миколайович: оцінка огляду літератури, пропозиції з приводу підходів до архітектури та її можли-вих конфігурацій, оцінка отриманих результатів тестування, написання тексту статті.

Куєвда Юлія Валеріївна: огляд існуючих рішень та підходів, створення архітектури мо-делі та її реалізація, навчання та тестування реалізації,. внесення змін та правок у текст статті

References:

1. Кузнєцов, М. П. (2022). Особливості комбінованих енергосистем з відновлюваними джерелами енергії : монографія. Київ : ІВЕ НАН України, 152 с.
2. Бідюк, П. І., Романенко, В. Д., Тимощук, О. Л. (2010). Аналіз часових рядів: навч. посіб. Київ : НТУУ «КПІ», 317 с.
3. Приймак, М. В. (2021). Застосування систем нечіткої логіки для моделювання та керування об'єктами відновлюваної енергетики. *Відновлювана енергетика.* № 3. С. 22–31.
4. Ротштейн, О. П. (1999). Інтелектуальні технології ідентифікації: нечітка логіка, генетичні алгоритми, нейронні мережі. Вінниця: УНІВЕРСУМ, 320 с.
5. Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J. (2009). The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. Springer, 745 p. Retrieved from: https://hastie.su.domains/ElemStatLearn/
6. Géron, A. (2019). Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow. O'Reilly Media, 856 p.
7. Мнишенко, В. С. (2019). Теорія випадкових процесів та часових рядів : навч. посібник. Київ : КНЕУ. 276 с.
8. Kingma, D. P., Ba, J. (2014). Adam: A method for stochastic optimization. arXiv preprint arXiv:1412.6980. P. 1–15.
9. Transparency Platform. ENTSO-E (European Network of Transmission System Operators for Electricity). Retrieved from: https://transparency.entsoe.eu/
10. Open-Meteo: Open-Source Weather API. Retrieved from: https://open-meteo.com/
11. Pedregosa, F. et al. (2011). Scikit-learn: Machine Learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 12. P. 2825–2830. Retrieved from: https://www.jmlr.org/papers/volume12/pedregosa11a/pedregosa11a.pdf
12. Scikit-Fuzzy: Fuzzy Logic in Python. SciPy.org. Retrieved from: https://pythonhosted.org/scikit-fuzzy/
13. Streamlit Documentation: A faster way to build and share data apps. Retrieved from: https://docs.streamlit.io/
14. Plotly: Interactive Graphing Library for Python. Retrieved from: https://plotly.com/python/
15. McKinney, W. (2010). Data Structures for Statistical Computing in Python. Proceedings of the 9th Python in Science Conference. Austin, Texas, USA, June 28 to July 3. P. 51–56. Retrieved from: https://proceedings.scipy.org/articles/Majora-92bf1922-00a
16. Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. Information and Control. Vol. 8 (3). P. 338–353.
17. Зайченко, Ю.П. (2006). Дослідження операцій. 7-ме вид., Київ, Видавництво «Слово», 816 с.

Відомості про авторів

Англ.	Укр.
Hlib Dovgalenko Bachelor at the Department of Mathematical Methods of System Analysis, National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute" hlib.dovhalenko@gmail.com ORCID: 0009-0009-2260-4204	Довгаленко Гліб Андрійович бакалавр кафедри математичних методів системного аналізу, Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського» hlib.dovhalenko@gmail.com ORCID: 0009-0009-2260-4204
Yurii Selin Ph.D in Technical Sciences, Senior Lecturer at the Department of Mathematical Methods of System Analysis, National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute" selinyurij1963@gmail.com ORCID: 0000-0002-7562-8586	Селін Юрій Миколайович кандидат технічних наук, старший викладач кафедри математичних методів системного аналізу, Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського» selinyurij1963@gmail.com ORCID: 0000-0002-7562-8586
Yuliia Kuievda Ph.D in Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor at the Department of Mathematical Methods of System Analysis, National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute" kuievda.iuliia@lll.kpi.ua ORCID: 0009-0001-6630-1215	Куєвда Юлія Валеріївна кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри математичних методів системного аналізу, Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського» kuievda.iuliia@lll.kpi.ua ORCID: 0009-0009-2260-4204

Дата надходження статті: 08.04.2026
Дата надходження виправленої версії статті: 12.06.2026
Дата прийняття статті: 26.06.2026
Дата публікації статті: 26.10.2026