

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ
ТЕХНОЛОГІЙ

НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ ТА ТЕХНОЛОГІЙ

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему: **“Моделі управління оптимізацією споживання
електроенергії на основі штучного інтелекту”**

на здобуття освітнього ступеня магістра зі спеціальності

124 Системний аналіз
(код, найменування спеціальності)

освітньо-професійної програми автоматизовані системи управління
_____ (назва)

Кваліфікаційна робота містить результати власних досліджень. Використання
ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

_____ Віктор Колтуцький

(підпис) Ім'я, ПРІЗВИЩЕ здобувача

Виконав: здобувач вищої освіти гр. Віктор Колтуцький
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: _____

науковий ступінь, вчене звання Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Рецензент: _____

науковий ступінь, вчене звання Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

(дата)

(підпис)

Київ-2025

РЕФЕРАТ

Магістерська робота присвячена розробці та аналізу моделей на основі штучного інтелекту для оптимізації споживання електроенергії в сучасних енергосистемах в умовах високої невизначеності, структурної трансформації та підвищеної вразливості енергетичної інфраструктури.

Кваліфікаційна робота містить понад 100 сторінок, 12 таблиць та понад 180 посилань, зокрема нормативні документи, міжнародні аналітичні звіти та наукові публікації. Дисертація також містить додатки, що доповнюють основні результати.

Об'єктом дослідження є процес управління споживанням електроенергії у взаємопов'язаних енергосистемах, що працюють в умовах динамічної генерації, інтеграції ринку та зовнішніх збурень.

Предметом дослідження є застосування моделей штучного інтелекту та методів, керованих даними, для оптимізації споживання електроенергії, балансування навантаження та підвищення операційної стійкості енергосистем.

Метою дослідження є обґрунтування та розробка підходів до оптимізації споживання електроенергії за допомогою технологій штучного інтелекту, враховуючи конкретні експлуатаційні, інфраструктурні та безпекові умови енергосистеми України, зокрема в контексті синхронізації з ENTSO-E та викликів воєнного часу.

Для досягнення цієї мети було визначено та розглянуто такі дослідницькі завдання:

- проаналізувати структуру та принципи роботи об'єднаної європейської енергосистеми ENTSO-E;
- дослідити вплив відновлюваних джерел енергії на балансування та стабільність системи;
- розглянути сучасні методи прогнозування споживання електроенергії та інтелектуального управління енергією;
- оцінити застосовність концепцій машинного навчання, глибокого навчання, навчання з підкріпленням та цифрових двійників в енергосистемах;

- визначити специфічні проблеми української енергосистеми, включаючи пошкодження інфраструктури, дефіцит резервних потужностей,
- адаптувати моделі штучного інтелекту до умов неповних, зашумлених та нестабільних даних;
- обґрунтувати використання автономних та багатоагентних підходів до управління для стійкої роботи мережі.

Методи дослідження включають системний аналіз, математичне моделювання, статистичний аналіз часових рядів, методи машинного та глибокого навчання, навчання з підкріпленням, імітаційне моделювання та порівняльний аналіз. Ці методи дозволили розробити адаптивні моделі прогнозування, оцінити сценарії стійкості мережі та сформулювати практичні рекомендації щодо управління енергією на основі штучного інтелекту.

Зміст магістерської роботи послідовно представляє вирішення визначених завдань. Досліджено теоретичні основи європейської взаємопов'язаної енергосистеми. Розглянуто роль ринкової інтеграції та транскордонних потоків потужності. Аналізовано вплив відновлюваних джерел енергії на механізми балансування. Досліджено сучасні підходи до прогнозування споживання електроенергії. Оцінено моделі машинного та глибокого навчання, визначено їхні переваги та обмеження. Аналізовано навчання з підкріпленням та багатоагентні системи як інструменти адаптивного керування мікромережами. Обґрунтовано концепцію цифрових двійників як основу для прогнозного аналізу та підтримки оперативних рішень. Особлива увага приділяється адаптації рішень штучного інтелекту до реалій української енергосистеми, включаючи острівну роботу, обмежені обчислювальні ресурси, нестабільність даних та підвищені вимоги до кібербезпеки. Узагальнено очікувані технічні, економічні та системні ефекти від впровадження ІІІ.

Отримані результати демонструють, що інтеграція технологій штучного інтелекту значно підвищує гнучкість, надійність та ефективність управління споживанням електроенергії, особливо в умовах високого проникнення відновлюваних джерел енергії та інфраструктурного навантаження.

ABSTRACT

The master's thesis is devoted to the development and analysis of artificial intelligence-based models for optimizing electricity consumption in modern power systems under conditions of high uncertainty, structural transformation, and increased vulnerability of energy infrastructure.

The qualification work comprises approximately 116 pages, includes, 12 tables, and over 180 references, including regulatory documents, international analytical reports, and scientific publications. The thesis also contains appendices that supplement the main results.

The object of research is the process of electricity consumption management within interconnected power systems operating under dynamic generation, market integration, and external disturbances.

The subject of research is the application of artificial intelligence models and data-driven methods for optimizing electricity consumption, load balancing, and improving the operational resilience of power grids.

The aim of the study is to substantiate and develop approaches for optimizing electricity consumption using artificial intelligence technologies, taking into account the specific operational, infrastructural, and security conditions of the Ukrainian power system, particularly in the context of synchronization with ENTSO-E and wartime challenges.

To achieve this aim, the following research objectives were defined and addressed:

- to analyze the structure and operational principles of the unified European power grid ENTSO-E;
- to investigate the impact of renewable energy sources on system balancing and stability;
- to examine modern methods of electricity consumption forecasting and intelligent energy management;
- to assess the applicability of machine learning, deep learning, reinforcement learning, and digital twin concepts in power systems;

- to identify the specific challenges of the Ukrainian energy system, including infrastructure damage, reserve capacity shortages, telemetry limitations, and cybersecurity risks;
- to adapt artificial intelligence models to conditions of incomplete, noisy, and unstable data;
- to justify the use of autonomous and multi-agent control approaches for resilient grid operation.

The research methods include systems analysis, mathematical modeling, statistical analysis of time series, machine learning and deep learning techniques, reinforcement learning, simulation modeling, and comparative analysis. These methods enabled the development of adaptive forecasting models, evaluation of grid resilience scenarios, and formulation of practical recommendations for AI-based energy management.

The content of the thesis consistently presents the solution of the defined tasks. Theoretical foundations of the European interconnected power system are investigated. The role of market integration and cross-border power flows is examined. The influence of renewable energy sources on balancing mechanisms is analyzed. Modern approaches to electricity consumption forecasting are explored. Machine learning and deep learning models are evaluated and their advantages and limitations are identified. Reinforcement learning and multi-agent systems are analyzed as tools for adaptive control of microgrids. The concept of digital twins is substantiated as a basis for predictive analysis and operational decision support. Particular attention is paid to the adaptation of artificial intelligence solutions to the realities of the Ukrainian power system, including islanded operation, limited computational resources, data instability, and increased cybersecurity requirements. Expected technical, economic, and systemic effects of AI implementation are summarized.

The obtained results demonstrate that the integration of artificial intelligence technologies significantly enhances the flexibility, reliability, and efficiency of electricity consumption management, especially under conditions of high renewable penetration and infrastructural stress.

KEYWORDS:

ARTIFICIAL INTELLIGENCE, ELECTRICITY CONSUMPTION OPTIMIZATION, POWER SYSTEMS, ENTSO-E, MACHINE LEARNING, DEEP LEARNING, REINFORCEMENT LEARNING, DIGITAL TWIN, GRID RESILIENCE, SMART ENERGY MANAGEMENT.

ЗМІСТ

ЗМІСТ.....	7
Перелік умовних позначень.....	8
ВСТУП.....	12
1. Теоретичні основи функціонування об'єднаної електромережі Європи.....	16
1.1. Структура та принципи роботи Об'єднаної енергосистеми Європи.....	16
1.2. Особливості інтеграції енергоринків та міждержавних перетоків потужності.....	20
1.3. Вплив ВДЕ на балансування та стійкість мереж.....	24
1.4. Сучасні проблеми оптимізації споживання енергії в європейських мережах.....	28
2. Аналіз методів та технологій інтелектуального управління енергоспоживанням.....	33
2.1. Підходи до прогнозування споживання електроенергії.....	33
2.2. Моделі машинного навчання в енергосистемах.....	37
2.3. Глибинні нейронні мережі — їх переваги та обмеження.....	42
2.4. Підкріплене навчання для адаптивного управління навантаженням.....	46
2.5. Концепція «цифрового двійника» у балансуванні енергомереж.....	50
2.6. Огляд сучасних програмних платформ	54
3. Впровадження моделей на основі ШІ з урахуванням специфічних особливостей реалій сучасної України.....	59
3.1. Поточний стан та виклики енергосистеми України.....	59
3.2. Вимоги до ШІ-систем управління в умовах України.....	74
3.3. Адаптація моделей машинного навчання для умов українських мереж... ..	84
3.4. Очікувані результати та ефекти від впровадження ШІ в Україні.....	96
ВИСНОВКИ.....	100
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ.....	103
ДОДАТКИ.....	116
ПРЕЗЕНТАЦІЯ.....	122

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

ОЕС (Об'єднана енергетична система) — це ядро системи керування енергопостачанням України.

НІСД — Національний інститут стратегічних досліджень.

ОСЕТИ — це вітчизняна система оптимізації режимів електроенергетичних мереж, яку застосовували в ОЕС України.

ACER (Agency for the Cooperation of Energy Regulators) – це Агентство з питань співробітництва енергетичних регуляторів, європейський орган, який координує національних регуляторів енергетики ЄС.

ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) - авторегресійна інтегрована ковзна середня це статистична модель для аналізу та прогнозування часових рядів, що поєднує авторегресію (AR), інтегрування (I) та ковзні середні (MA).

BD (Big Data) - великі дані.

DDPG (Deep Deterministic Policy Gradient) - глибокий детерміністичний градієнт політики. Спеціалізується на неперервних просторах дій. Входить до групи алгоритмів актор-критик.

DQN – (Deep Q Learning) – глибинне Q навчання. Q-навчання — це алгоритм безмодельного навчання з підкріпленням. Використовують для прийняття рішень ІІІ на підстав аналізу поточної ситуації.

ENTSO-E (European Network of Transmission System Operators for Electricity) — це асоціація операторів систем передачі (TSO) 36 європейських країн, яка координує роботу європейської електроенергетичної системи.

EV (Electric Vehicles) – електротранспорт.

EMS (Energy Management System) - це система енергоменеджменту. Інтелектуальний програмно-апаратний комплекс для контролю, аналізу та оптимізації споживання енергоресурсів у реальному часі.

RDIC - Комітет з досліджень, розвитку та інновацій в ENTSO-E.

ВДЕ – відновлювальних джерел енергії.

CNN-LSTM — це комбінована нейронна мережа, яка поєднує **Convolutional Neural Network (CNN)** та **Long Short-Term Memory (LSTM)** для аналізу даних, де важливі і просторові, і часові ознаки.

CGM – (Common Grid Model) платформи для обміну даними та спільних розрахунків, використовується в ENTSO-E.

CIGRE (Conseil International des Grands Réseaux Électriques) – це Міжнародна Рада з великих електричних систем.

DL (Deep Learning) - моделі глибинного навчання.

IoT (Internet of Things) - інтернет речей.

FRR – (Frequency Restoration Reserves) - резерви, які активуються для відновлення частоти в електромережі після первинної реакції, зазвичай у перші хвилини після відхилення.

aFRR – (automatic Frequency Restoration Reserves) - автоматично активовані резерви балансування, які працюють через централізовану команду (AGC) і плавно коригують генерацію або споживання для стабілізації частоти.

LIME (Local Interpretable Model-Agnostic Explanations) це методика для пояснення прогнозів будь-якого класифікатора "чорної скриньки", такого як нейронні мережі та дерева рішень, і підтримує векторні машини.

MAE (Mean Absolute Error) показник середнього розміру помилок у сукупності прогнозів.

MAPE (Mean Absolute Percentage Error) – це метрика в аналітиці та прогнозуванні, що вимірює середню абсолютну помилку в процентах.

MAS — (Multi-Agent System) - багатоагентна система. Це програмна архітектура, де багато автономних «агентів» керують різними частинами енергосистеми і взаємодіють між собою.

MARL (Multi-Agent Reinforcement Learning) багатоагентне навчання з підкріпленням - це підгалузь навчання з підкріпленням яка зосереджена на вивченні поведінки декількох агентів навчання, які перебувають у спільному середовищі.

ML (machine learning) - методи машинного навчання.

mFRR – (manual Frequency Restoration Reserves) - резерви, які активуються вручну оператором системи, зазвичай у вигляді команди диспетчера. Вони реагують повільніше за aFRR, але забезпечують більші обсяги потужності для відновлення балансу в мережі.

OpenDSS (Open Distribution System Simulator) — це програмна платформа для моделювання розподільчих електромереж, розроблена Electric Power Research Institute (**EPRI**).

PSS/E (Power System Simulator for Engineering) — програмний комплекс, який є одним із ключових інструментів для моделювання режимів та стійкості систем передачі у країнах ENTSO-E.

PID - алгоритм у системах автоматичного керування, що використовують три складові – пропорційну (P), інтегральну (I) та диференціальну (D).

HVDC-високовольтні лінії постійного струму.

RL (Reinforcement Learning) - моделі підкріплювального навчання.

RNN (recursive neural networks) — це клас глибоких нейронних мереж, створених рекурсивним застосуванням одного й того ж набору ваг до структури.

SCADA (Supervisory Control And Data Acquisition) — це програмно-апаратні комплекси для збору даних, моніторингу та диспетчерського управління технологічними процесами в режимі реального часу.

SHAP (SHapley Additive exPlanations) - метод ґрунтується на припущенні, що обчислення значень для ознаки дозволяє кількісно оцінити внесок ознаки в загальний прогноз.

SVM (Support Vector Machines) метод аналізу даних для класифікації та регресійного аналізу за допомогою моделей з керованим навчанням з пов'язаними алгоритмами навчання, які називаються метод опорних векторів.

TYNDP - 10-річний план розвитку мереж, який є базовим стратегічним документом розвитку європейських мереж. Розробляється ENTSO-E.

BESS (Battery Energy Storage Systems) — системи накопичення енергії в акумуляторах мають найшвидший час реакції і підходять для регулювання частоти;

PHS (Pumped Hydro Storage) — гідроакумуляуючі гідроелектростанції це великі довготривалі запаси енергії, здатні балансувати систему кілька годин або днів;

CAES (Compressed Air Energy Storage) — зберігання енергії стисненого повітря може бути перспективним для великомасштабних застосувань;

LSTM (long short-term memory)- Довга короткочасна пам'ять - архітектура рекурентних нейронних мереж.

LightGBM — це алгоритм градієнтного бустингу на основі дерев рішень, розроблений для дуже швидкого навчання.

GRU (Gated recurrent units) - вентильні рекурентні вузли це вентильний механізм у рекурентних нейронних мережах.

GPU (graphics processing unit) графічний процесор - спеціалізований електронний пристрій для швидкої обробки графіки та зображень.

DT (Digital Twin) - цифрові двійники енергосистем.

VPP(Virtual Power Plant) - віртуальна Електростанція.

V2G (Vehicle-to-Grid) — повернення енергії з батареї авто назад у мережу.

XAI (Explainable Artificial Intelligence) - пояснюваний штучний інтелект. Це напрям у штучному інтелекті, що розробляє методи і моделі, які дозволяють зрозуміти, як саме алгоритм ухвалює рішення.

XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) - екстремальне градієнтне підсилювання.

ВСТУП

Одна з основних характеристик цивілізації це енергоспоживання. Спочатку це була м'язова сила тварин, енергія вітру, води, спалення біомаси. Потім промисловою революцією створила можливість добувати енергію з викопного палива, яке до сьогоднішнього дня посідає домінуючу частину в енергобалансі людства.

Останні десять-п'ятнадцять років спостерігається чітка і неоднозначна тенденція до стрімкого розвитку відновлюваних джерел енергії, які виробляють електричну енергію. Паралельно з цим збільшується частка використання електричної енергії в транспорті, обігріві приміщень, що значно розширює зону застосування і потреби в електричній енергії, а отже і важливість її в повсякденному житті.

Слід виділити певні фізичні особливості електричної енергії, які виділяють її від інших видів енергії і надають переваги використання та певні обмеження. Зокрема, електрична енергія не має маси. З цього випливає, що її можна досить швидко, майже миттєво, і ефективно передавати на значні відстані. Також після використання електричної енергії не залишається ніяких відходів.

Електрична енергія доволі універсальна, (Додаток 1) тобто вона легко перетворюється в інші види енергії теплову (обігрів-охолодження), світлову, механічну(рух), хімічну(електроліз, заряд акумуляторів). Електричну енергію можна керувати і точно використовувати, на відміну від теплової, хімічної, що дає можливість створювати прилади які можна точно керувати і дозувати споживання електричної енергії.

Є і недоліки. Оскільки електрика “не має маси” то і зберігати її без прив'язки до матерії майже неможливо. Її потрібно використовувати “в момент вироблення”, а прив'язка електроенергії до фізичних носіїв, дорога і призводить до певних втрат енергії. Порівняння особливостей різних видів енергії подано в таблиці додаток 1.

Надзвичайно важливим для комерційного використання електроенергії є економічні властивості електроенергії. Цей товар має жорсткий попит. Це означає, що зростання ціни мало впливає на кількість споживання. І навпаки, падіння ціни

мало впливає на споживання. Це означає, що вночі ніхто не буде гріти воду для кави незалежно від ціни електрики і навпаки вранці всі її грітимуть, так само майже не залежно від ціни. Відповідно ціни при ринковому ціноутворенні коливатимуться непропорційно сильно до різниці споживання. Накладаючи цю властивість на динамічний попит і різні властивості різних типів виробництва ми отримуємо складну систему для утримання стабільності постачання електроенергії. Інструменти керування виробництва-споживання на основі штучного інтелекту дають можливість зробити більш еластичний попит, а отже мінімізувати витрати на споживання і максимізувати прибутки споживачів і виробників. Простіше кажучи можна споживати дешеву енергію для споживача і прогнозувати виробництво дорожчої електроенергії для виробника. Саме цю складність пошуку оптимального балансу власного виробництва і споживання накладеної на мережеву ціну вимагає звернення до такого інструменту, як штучний інтелект.

На всю складність коливання виробництва і споживається накладається те, що одні з найбільш економічно ефективних і перспективних джерел відновлюваної енергії, вітер і Сонце нестабільні за своєю природою.

А значить балансування є складним вартісним і надважливим завданням.

Варто звернути увагу, що під час агресії Російської Федерації проти України одним з вагомим чинників тиску було руйнування цілісності електромереж, що говорить про одне з першочергових значень стабільного постачання електроенергії в житті і нормальному функціонуванню людей та бізнесу.

Актуальність даної магістерської роботи визначається необхідністю розроблення та адаптації інтелектуальних систем оптимізації енергоспоживання з урахуванням специфічних умов функціонування енергосистеми України, обмежень обчислювальних ресурсів, вимог до автономності роботи сегментів мережі та підвищених загроз фізичній і кібербезпеці.

Проблеми інтелектуального управління електроенергетичними системами активно досліджуються у працях вітчизняних і зарубіжних науковців. У науковій літературі широко представлені підходи до прогнозування електроспоживання на основі статистичних методів, моделей машинного навчання та глибинних

нейронних мереж. Значний внесок у розвиток методів коротко- та середньострокового прогнозування навантажень зроблено в роботах, присвячених застосуванню рекурентних нейронних мереж, зокрема архітектур LSTM та GRU, які демонструють високу здатність до моделювання часових залежностей.

Окремий напрям досліджень пов'язаний із використанням підкріпленого навчання та багатоагентних систем для адаптивного керування навантаженням, оптимізації роботи мікромереж і накопичувачів енергії. У працях європейських дослідників значну увагу приділено концепції цифрових двійників енергомереж, що дозволяє поєднувати фізичні моделі з даними реального часу та інтелектуальними алгоритмами оптимізації.

Водночас аналіз наукових публікацій свідчить, що більшість існуючих рішень орієнтовані на стабільні енергосистеми з розвиненою цифровою інфраструктурою, повною телеметрією та значними обсягами історичних даних. Недостатньо дослідженими залишаються питання адаптації моделей штучного інтелекту до умов дефіциту даних, пошкоджень мережевих елементів, необхідності островного режиму роботи та обмеженої надійності каналів зв'язку, що є характерними саме для сучасних реалій України.

Таким чином, існує науково-практична потреба у формуванні комплексного підходу до впровадження інтелектуальних систем управління енергоспоживанням, який поєднує сучасні методи штучного інтелекту з урахуванням специфічних обмежень і ризиків національної енергосистеми.

Метою магістерської роботи є вивчення можливості підвищення ефективності та стійкості управління енергоспоживанням в об'єднаній енергосистемі України шляхом розроблення та адаптації моделей на основі штучного інтелекту з урахуванням сучасних технічних, організаційних і безпекових викликів.

Для досягнення поставленої мети в процесі дослідження вирішувалися такі завдання:

- проаналізувати структуру, принципи функціонування та сучасні проблеми енергосистеми України в умовах інтеграції з ENTSO-E;

- дослідити існуючі методи прогнозування електроспоживання та балансування навантажень;
- виконати аналіз моделей машинного навчання, глибоких нейронних мереж і підкріпленого навчання, що застосовуються в енергосистемах;
- визначити вимоги до інтелектуальних систем управління з урахуванням обмежень обчислювальних ресурсів і необхідності автономної роботи;
- обґрунтувати підходи до адаптації моделей штучного інтелекту за умов неповних і зашумлених даних;
- оцінити очікувані ефекти від впровадження інтелектуальних рішень у практику управління енергоспоживанням в Україні.

Об'єктом дослідження є процеси управління та оптимізації енергоспоживання в електроенергетичних мережах.

Предметом дослідження є методи, моделі та алгоритми штучного інтелекту, що застосовуються для прогнозування, балансування та адаптивного управління споживанням електроенергії в умовах функціонування енергосистеми України.

У роботі використано методи системного аналізу для дослідження структури та функціонування енергосистем;

Наукова новизна роботи полягає в обґрунтуванні та систематизації підходів до адаптації моделей штучного інтелекту для управління енергоспоживанням в умовах нестабільності, обмеженості даних і підвищених ризиків, характерних для сучасної енергосистеми України. У роботі дістали подальший розвиток методи застосування машинного та підкріпленого навчання для локального балансування мікромереж і прогнозування аварійних режимів.

Практична значущість отриманих результатів полягає в можливості використання запропонованих підходів і рекомендацій під час впровадження інтелектуальних систем управління на підприємствах електроенергетичної галузі, в операторів систем розподілу та диспетчерських центрів, а також у процесі планування відновлення та модернізації енергетичної інфраструктури України.

1. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ФУНКЦІОНУВАННЯ ОБ'ЄДНАНОЇ ЕЛЕКТРОМЕРЕЖІ ЄВРОПИ

1.1. Структура та принципи роботи Об'єднаної енергосистеми Європи

ENTSO-E (European Network of Transmission System Operators for Electricity) — це асоціація операторів систем передачі (TSO) 36 європейських країн, яка координує роботу європейської електроенергетичної системи. Вона створена у 2009 році відповідно до Регламенту (ЄС) № 714/2009 Європейського парламенту, «з метою сприяння завершенню та функціонуванню внутрішнього ринку електроенергії та транскордонної торгівлі, а також забезпечення оптимального управління, скоординованої експлуатації та надійного технічного розвитку європейської мережі передачі електроенергії» [1].

ENTSO-E має багаторівневу систему управління. Найвищим органом є Асамблея (Assembly), до складу якої входять представники всіх операторів систем передачі — повноправних членів організації [2]. Виконавчим органом є Правління (Board), що «контролює виконання стратегічного плану, координує роботу комітетів та забезпечує узгодженість діяльності ENTSO-E» [3]. Роботу забезпечують також профільні комітети, зокрема Комітет з досліджень, розвитку та інновацій (RDIC), який відповідає за координацію інноваційних проєктів у сфері інтеграції ВДЕ, гнучких ресурсів і цифрових технологій [4].

Основна місія ENTSO-E визначена як «підтримувати світло ввімкненим, забезпечувати енергетичний перехід та сприяти завершенню та оптимальному функціонуванню внутрішнього ринку електроенергії» [1]. Організація розробляє технічні стандарти, готує мережеві кодекси (Network Codes) і координує планування розвитку інфраструктури, включно з Ten-Year Network Development Plan (TYNDP), який «визначає інвестиції в передачу та зберігання енергії, необхідні для досягнення цілей ЄС у сфері енергетики та клімату» [5].

ENTSO-E виконує низку ключових функцій:

– балансування системи — через спільні правила розподілу резервів і обмін даними між операторами;

– планування та розвиток мережі — прогнозування потреб у нових міждержавних з'єднаннях;

– забезпечення прозорості — за допомогою ENTSO-E Transparency Platform, яка «надає фундаментальні дані для прозорості європейського ринку електроенергії» [6];

– інтеграція ВДЕ та децентралізованих ресурсів, що потребує нових алгоритмів керування та моделей прогнозування.

ENTSO-E складається з кількох синхронних зон — Континентальна Європа (Continental Europe), Північна (Nordic), Балтійська (Baltic), Велика Британія (Great Britain), Ірландія-Північна Ірландія (Ireland–Northern Ireland) та Східне з'єднання (Eastern Connection), - де синхронізується Україна й Молдова. Кожна зона має власні правила регулювання частоти, резервів та аварійного відновлення. Синхронізація з ENTSO-E для України, реалізована у 2022 р., стала стратегічним кроком до інтеграції в європейський енергоринок і зміцнення енергетичної безпеки.

ENTSO-E оперує спільною частотою 50 Гц у більшості зон, забезпечуючи «безпеку постачання та стабільність частоти у взаємопов'язаних системах» [1]. Підтримання балансу генерації і споживання відбувається через координацію резервів і обмін енергією між країнами. Система функціонує в кількох часових горизонтах: короткостроковому (балансування в реальному часі), середньостроковому (планування потужностей) і довгостроковому (розвиток мереж).

Технологічно ENTSO-E використовує сучасні платформи для обміну даними та спільних розрахунків, зокрема Common Grid Model (CGM), що об'єднує моделі всіх операторів для спільного аналізу режимів. «CGM дозволяє операторам транспортних систем (TSO) послідовно оцінювати безпеку мережі по всій Європі та є основою для скоординованого операційного планування» [7].

ENTSO-E розробляє спільні стандарти для системи автоматичного регулювання частоти (FRR, aFRR, mFRR), які дозволяють країнам обмінюватися резервами потужності. Як зазначено у звіті: «Транскордонне балансування співпраці дозволяє

ефективно використовувати ресурси, зменшує витрати та підвищує надійність системи» [8]. Це означає, що у випадку дефіциту потужності в одній країні, балансування може забезпечуватися за рахунок сусідніх систем.

Через RDIC ENTSO-E координує дослідження у сферах де «Прогнозне обслуговування на основі штучного інтелекту, цифрові двійники та інтеграція розподілених ресурсів гнучкості» [4]. Цифровізація дозволяє створювати цифрові двійники енергосистеми, аналізувати сценарії аварійних режимів та оптимізувати балансування за допомогою моделей штучного інтелекту.

Детальніше розглянемо одну з центральних функцій ENTSO-E це формування умов для спільного європейського ринку електричної енергії, де ціни та перетоки визначаються ринковими механізмами, а не політичною чи адміністративною координацією. У документах організації підкреслюється, що «Інтеграція ринків електроенергії є важливою для забезпечення доступної та надійної енергії для всіх європейських споживачів» [1].

Розвиток ринкової взаємодії між країнами дозволяє:

- зменшувати вартість електроенергії за рахунок конкуренції виробників;
- оптимально використовувати надлишки та дефіцити зв'язаної генерації в реальному часі;
- підвищувати енергетичну безпеку шляхом взаємопідтримки у пікових режимах.

Це особливо важливо в умовах масового зростання частки відновлюваних джерел енергії, коли виробництво електроенергії може істотно коливатися залежно від погодних умов. ENTSO-E виступає «платформою координації для забезпечення безпеки системи та мінімізації витрат на балансування» [1].

В основі функціонування ENTSO-E лежить принцип синхронної роботи, тобто підтримання однакової частоти в об'єднаній мережі. Для цього система поділена на синхронні зони, кожна з яких підтримує частоту 50 Гц із допустимими відхиленнями. Порушення синхронності може спричинити аварійний розподіл або відокремлення частини мережі. Як зазначено у документації, «підтримка

стабільності частоти та напруги вимагає постійної координації генераторів, навантажень та міжсистемних ліній по всьому регіону» [2].

Україна до 2022 року працювала в паралельному режимі з енергосистемою Росії і Білорусі, але після екстреної синхронізації у березні 2022 р. приєдналася до синхронної зони Континентальної Європи, що забезпечило можливість:

- імпорту та експорту електроенергії через ринок ЄС;
- участі у спільних ринках допоміжних послуг;
- підтримки частоти через спільні механізми резервів.

Фактично: «Транскордонне балансування співпраці дозволяє ефективно використовувати ресурси, зменшує витрати та підвищує надійність системи» [8]. Чим більша система і чим більше зв'язані різні її частини тим більше вона має можливостей згладжувати піки споживання і виробництва в одних частинах системи за рахунок резервних потужностей інших частинах, в яких таких піків в той момент не буде.

ENTSO-E формує 10-річний план розвитку мереж (TYNDP), який є базовим стратегічним документом розвитку європейських мереж. У ньому визначено необхідні інвестиції для збільшення пропускної здатності міждержавних ліній та інтеграції ВДЕ. Зокрема, зазначено, що TYNDP «визначає інвестиції в передачу та зберігання енергії, необхідні для досягнення цілей ЄС у сфері енергетики та клімату» [5].

Ключовими інвестиційними напрямками є:

- будівництво нових HVDC-інтерконекторів (високовольтні лінії постійного струму);
- модернізація мереж із використанням цифрових технологій;
- підвищення автоматизації підстанцій;
- впровадження систем керування на основі прогнозно-аналітичних моделей.

Таким чином, ENTSO-E не лише координує роботу існуючих мереж, а й формує майбутню архітектуру європейської енергосистеми.

З переходом до гнучких розподілених систем ENTSO-E наголошує на необхідності цифрових платформ оперативних рішень. Платформи прозорості,

згідно з офіційними документами, «надає фундаментальні дані для прозорості європейського ринку електроенергії» [6].

Ці дані використовуються для: прогнозування системних режимів, аналізу аварійних ситуацій, розрахунку тарифів на міждержавні перетоки, оптимізації ринкових заявок.

Крім того, CGM (Common Grid Model) забезпечує « послідовні оцінки безпеки та скоординований розрахунок пропускної здатності по всій Європі» [7]. Тобто кожна країна моделює не лише свою мережу, а і її вплив на сусідні.

ENTSO-E фактично є ключовою інституцією в межах Європейського континенту, яка забезпечує стабільність, інтегрованість і гнучкість європейської електроенергетичної системи. Її структура, синхронізаційні механізми, ринкові платформи та інструменти планування створюють базу для подальшого впровадження інтелектуальних систем управління споживанням та балансуванням, що є предметом подальших розділів дослідження.

А також ENTSO-E виступає центральною організацією, що забезпечує єдині стандарти експлуатації, планування і розвитку європейської електроенергетичної системи. Її принципи — координація, прозорість, гнучкість і безпека — створюють основу для інтеграції ВДЕ та впровадження інтелектуальних систем управління.

1.2. Особливості інтеграції енергоринків та міждержавних перетоків потужності

Інтеграція енергетичних ринків є ключовим елементом формування єдиного європейського енергетичного простору, управління балансом електроенергії та забезпечення стійкості роботи Об'єднаної енергосистеми Європи. Цей процес передбачає узгодження правил торгівлі електроенергією, координацію механізмів балансування та забезпечення фізичної можливості міждержавних перетоків потужності через інфраструктуру високовольтних ліній передачі.

Як зазначається у дослідженнях Clean Energy Wire, «ЄС десятиліттями працював над об'єднанням ринків електроенергії своїх держав-членів та забезпеченням максимально безперебійного потоку електроенергії через

кордони.» [9]. Це означає, що інтеграція енергоринків є не короткостроковою програмою, а тривалим структурним проєктом, який впливає на економічні, технологічні та політичні аспекти функціонування держав.

Основою інтегрованого європейського енергетичного ринку є механізм об'єднання ринків (market coupling), який дозволяє країнам автоматично та економічно оптимально здійснювати торгівлю електроенергією на добових і внутрішньодобових ринках. Суть механізму полягає в тому, що «Усі оператори транспортних систем передають свої транскордонні транспортні потужності оператору ринкового об'єднання, який розраховує клірингові ціни на ринку та відповідно розподіляє ресурси передачі.» [10].

Таким чином, у процесі торгів електроенергією враховується доступна пропускна здатність міждержавних ліній, що дозволяє:

- зменшувати цінові відмінності між країнами;
- оптимізувати навантаження на генерацію;
- уникати локальних дефіцитів потужності.

Зв'язування ринків дає можливість здійснювати торгові операції автоматично, без прямого ручного втручання операторів системи передачі, що мінімізує затримки та знижує ризики помилок.

ENTSO-E відіграє ключову роль у координації міждержавних перетоків електроенергії завдяки спільним правилам балансування, управлінням резервами та прозорості даних про доступні потужності. У звіті ENTSO-E наголошується, що «Транскордонне балансування співробітництва дозволяє ефективно використовувати ресурси, знижує витрати та підвищує надійність системи» [8].

Тобто міждержавні перетоки стають інструментом балансування, а не лише механізмом торгівлі. Якщо у країні «А» виникає дефіцит електроенергії, а у країні «Б» є надлишок, ENTSO-E забезпечує можливість миттєвої передачі цієї потужності через мережу.

Це має особливе значення в умовах зростання частки ВДЕ, коли коливання виробництва потребують швидкого реагування.

Мережеві інтерконектори є фізичною основою інтеграції ринку. Європейська комісія встановила ціль: «Кожна держава-член повинна мати пропускну здатність міжсистемних з'єднань, еквівалентну щонайменше 15% її встановленої потужності виробництва електроенергії до 2030 року.» [11]. Це означає, що кожна країна повинна бути здатною експортувати або імпортувати значну частину своєї електроенергії у разі потреби.

Однак пропускну здатність міждержавних ліній не завжди є достатньою. У роботі KleinFilip J. зазначено, що «обмежені транскордонні потужності передачі обмежують підвищення ефективності розподілу ресурсів від розширення оптових ринків електроенергії» [12]. Це означає, що без збільшення інтерконекторів всі переваги інтеграції ринків не можуть бути реалізовані повною мірою.

Інтеграція дозволяє країнам знижувати собівартість електроенергії за рахунок оптимального поєднання різних виробничих профілів. Як стверджують Paniagua і Trujillo-Baute, «Транскордонна торгівля електроенергією дозволяє країнам отримати доступ до більш диверсифікованого портфеля електростанцій, підвищуючи стабільність виробництва на ширшому географічному регіоні» [13].

Таким чином, інтеграція ринків: підвищує стійкість генерації (особливо при високій частці ВДЕ), зменшує потребу у локальних резервних потужностях, зменшує ймовірність аварій.

Балансування електроенергетичної системи в режимі реального часу є важливою складовою інтегрованої роботи ENTSO-E. У випадку раптових коливань виробництва або споживання електроенергії, зокрема при роботі вітрових та сонячних електростанцій, оператори мають забезпечувати миттєву компенсацію дисбалансів через ринок балансуєної енергії.

ENTSO-E визначає, що «Транскордонне балансування співробітництва дозволяє ефективно використовувати ресурси, знижує витрати та підвищує надійність системи» [8]. Це означає, що країни можуть обмінюватися резервами потужності, а не утримувати весь необхідний обсяг резервів у себе.

Для цього формуються спільні платформи:

- mFRR Energy Activation Platform (MARI) — для регулювання середнього масштабу;
- aFRR Energy Activation Platform (PICASSO) — для автоматичного миттєвого балансування;
- FRR — резерв відновлення частоти для швидкого відновлення частоти після аварійних відхилень.

Кооперація на цих платформах дозволяє значно зменшувати витрати на забезпечення резервів, оскільки країни отримують доступ до спільного “банку” гнучких ресурсів, замість того, щоб дублювати їх національно.

Оскільки вітрові та сонячні електростанції характеризуються високою варіативністю виробітку, забезпечення стабільності стає неможливим без розподілу ризиків між країнами. У дослідженні Paniagua та Trujillo-Baute наголошується, що «Транскордонна торгівля електроенергією дозволяє країнам отримати доступ до більш диверсифікованого портфеля електростанцій, підвищуючи стабільність виробництва на ширшому географічному регіоні» [13].

Це означає, що інтегровані ринки дозволяють збалансувати погодні залежності. Наприклад:

- у Північній Європі вітрова генерація піковіша взимку;
- у Південній Європі сонячна генерація має максимум улітку;
- у Центральній Європі розвинена теплова та гідрогенерація.

Таким чином, узгоджена система торгівлі дозволяє компенсувати нестабільність виробництва, що суттєво підвищує стійкість енергосистеми.

Попри значні переваги інтеграції, існують структурні обмеження, пов’язані з пропускнуою здатністю міждержавних з’єднань. KleinFilip підкреслює, що «обмежені транскордонні потужності передачі обмежують підвищення ефективності розподілу ресурсів від розширення оптових ринків електроенергії» [12].

Це означає, що без модернізації мережі економічні ефекти інтеграції не можуть бути повністю реалізовані. Типові вузькі місця:

- лінії між Німеччиною та Австрією через асиметрію ВДЕ;

- кордон Франція—Іспанія через гірський рельєф;
- "Північ—Південь" у Німеччині через нерівномірність генерації вітрових і промислових регіонів.

Для вирішення цієї проблеми у TYNDP формуються інвестиційні пріоритети, що передбачають будівництво нових HVDC-інтерконекторів та цифрових систем керування поточкорозподілом [5].

Синхронізація ОЕС України з ENTSO-E у березні 2022 року стала історичним кроком, який визначив можливість: експортувати надлишок електроенергії в ЄС, імпортувати електроенергію в періоди дефіциту, брати участь у ринках допоміжних послуг, отримати доступ до механізмів спільного балансування.

ENTSO-E у своїх офіційних заявах наголошує, що включення України «зміцнює регіональну безпеку та підтримує стабільність енергосистеми в синхронній зоні Континентальної Європи» [1]. Це особливо важливо для відновлення енергосистеми України у період військових дій та відбудови.

Інтеграція енергетичних ринків Європи формує єдиний простір торгівлі, балансування та оперативного керування електроенергією, що базується на координації операторів ENTSO-E. Наявність міждержавних перетоків забезпечує гнучкість та стійкість роботи енергосистеми, особливо в умовах нарощування генеруючих потужностей ВДЕ. Проте структурні обмеження мережі потребують постійних інвестицій і цифровізації систем управління.

1.3. Вплив ВДЕ на балансування та стійкість мереж

Зростання частки відновлюваних джерел енергії (ВДЕ) у структурі генерації електроенергії є одним із ключових чинників трансформації об'єднаної енергосистеми Європи. У багатьох країнах ЄС частка сонячної та вітрової енергетики вже перевищує 30–50% у пікові періоди виробництва, що суттєво змінює вимоги до управління балансом потужності та забезпечення стійкості енергосистеми. У звіті ENTSO-E наголошено, що зростання обсягів ВДЕ «формує

нові виклики для забезпечення надійності електропостачання, оскільки виробіток стає не лише варіативним, але й малопередбачуваним» [1].

ВДЕ, особливо вітрова та сонячна енергетика, є недиспетчеризованими джерелами генерації, тобто їхня потужність не може бути точно регульована в реальному часі відповідно до потреб системи. Це відрізняє їх від традиційної генерації — теплових та гідроелектростанцій — для яких оператор системи може встановлювати бажаний рівень активної потужності. З цієї причини балансування в умовах високої частки ВДЕ потребує нових механізмів гнучкості, здатних компенсувати швидкі зміни виробництва.

Висока частка ВДЕ знижує передбачуваність балансування, що, у свою чергу, вимагає розвитку інструментів прогнозування та нових механізмів регулювання резервів.

Як зазначається в аналітичному дослідженні Bruegel, «Стійкість сучасних енергосистем дедалі більше залежить від їхньої здатності динамічно компенсувати коливання у виробництві енергії з відновлюваних джерел.» [14]. Це означає, що центральним параметром стійкості стає гнучкість, а не лише сумарна встановлена потужність електростанцій.

Сонячні та вітрові електростанції характеризуються стохастичним режимом роботи, залежним від погодних умов. Навіть найсучасніші гідрометеорологічні моделі не забезпечують абсолютно точного прогнозу. ENTSO-E у звіті з балансування системи зазначає, що «мінливість та похибки прогнозування відновлюваної генерації вимагають більшої участі балансуючих резервів» [1].

Типові причини варіативності: зміни швидкості вітру, хмарність і раптові падіння сонячної інсоляції, навіть одна місцева хмара, яка закриває велику СЕС має вплив на всю систему, сезонні коливання виробітку, нічні провали сонячної генерації.

У результаті частота в системі може швидше відхилятися від номінальних 50 Гц, що створює навантаження на систему первинного і вторинного регулювання.

Механізм міждержавних перетоків потужності дозволяє країнам розділяти ризики коливань ВДЕ. Згідно з висновками дослідження Paniagua та Trujillo-Baute,

«Транскордонна торгівля електроенергією дозволяє країнам отримати доступ до більш диверсифікованого портфеля електростанцій, підвищуючи стабільність виробництва на ширшому географічному регіоні» [13].

Іншими словами, коли виробництво падає в одній країні, сусідні можуть компенсувати дефіцит за рахунок власної генерації або надлишків.

Наприклад:

- Північна Європа може експортувати надлишкову вітрову енергію до Центральної.

- Іспанія та Італія можуть експортувати сонячну енергію у денні години.

- Франція або Австрія можуть швидко регулювати баланс через гідроенергетику.

ENTSO-E підкреслює цю перевагу: «Транскордонна співпраця з балансування дозволяє ефективно використовувати ресурси та знижує загальні витрати системи» [8].

Попри очевидні переваги для декарбонізації, висока частка ВДЕ створює загрозу зниження інерції енергосистеми. Традиційні генератори мають фізичні обертові механізми (турбіни), які стабілізують частоту. ВДЕ в більшості випадків підключені через інвертори, що не створюють обертальної інерції.

У технічних матеріалах ENTSO-E зазначено, що «зменшена інерція призводить до швидших відхилень частоти після збурень» [15]. Тобто у разі аварій або різкого розбалансування система втрачає стабільність швидше.

Це вимагає: впровадження швидкодіючих резервів (гідроакumuлюючі станції, батарейні накопичувачі), використання систем інерційної підтримки на основі електроніки (synthetic inertia), застосування прогнозно-аналітичних моделей балансування.

Зростання частки ВДЕ призводить до потреби збільшення обсягів гнучких потужностей, здатних швидко реагувати на зміни в балансі генерації та споживання. Гнучкі ресурси включають:

- гідроелектростанції з можливістю швидкого пуску;
- газотурбінні установки для пікового навантаження;

- акумулювальні гідроелектростанції (ГАЕС);
- промислові та комерційні системи накопичення енергії (BESS);
- гнучкі споживачі (demand response).

У матеріалах ENTSO-E підкреслено, що «Мінливість відновлюваних джерел енергії повинна компенсуватися гнучкими балансувальними ресурсами, які можуть реагувати протягом секунд або хвилин» [1]. Таким чином, вирішення проблеми нестабільності ВДЕ полягає не у зменшенні їхньої частки, а у розширенні можливостей системи для динамічної адаптації.

Крім того, у дослідженні Bruegel підкреслюється, що економічно вигідніше інвестувати у гнучкість системи, ніж обмежувати розвиток ВДЕ: «Інвестиції в гнучкість забезпечують вищу довгострокову ринкову ефективність, ніж стратегії інтеграції на основі обмежень» [14].

Це означає, що завданням стратегічного розвитку є не стримування ВДЕ, а розбудова інфраструктури, здатної гарантувати їхню стабільну інтеграцію.

Системи зберігання енергії є ключовим компонентом інтеграції ВДЕ, оскільки вони дозволяють «переміщувати виробництво в часі», згладжуючи піки генерації та дефіцити потужності. ENTSO-E у технічному звіті визначає, що «накопичення енергії є важливим для забезпечення безпеки постачання в системах з високим рівнем проникнення відновлюваних джерел енергії» [15].

Є кілька основних типів накопичувачів:

- акумулятори (BESS Battery Energy Storage Systems) — мають найшвидший час реакції і підходять для регулювання частоти;
- ГАЕС (PHS Pumped Hydro Storage) — великі довготривалі запаси енергії, здатні балансувати систему кілька годин або діб;

У зв'язку з високою вартістю батарейних систем у минулому багато країн ЄС орієнтувалися на гідроакумуляцію. Однак тепер, завдяки зниженню вартості літій-іонних елементів, батарейні станції стають ключовим інструментом балансування в реальному часі.

Оскільки змінність генерації ВДЕ пов'язана з погодними умовами, точність прогнозування відіграє визначальну роль.

ENTSO-E зазначає, що ефективне балансування можливе лише за умови «постійне вдосконалення інструментів прогнозування виробництва та попиту з відновлюваних джерел енергії» [1].

Методи прогнозування включають: статистичні моделі часових рядів, глибокі нейронні мережі (LSTM, GRU), ансамблеві моделі прогнозування погоди, цифрові двійники енергосистем (Digital Twin), що дозволяють симулювати майбутні режими.

Цифрові двійники використовуються для: передбачення дефіцитів у режимі реального часу, симуляції реакцій на аварійні ситуації, оптимізації роботи мережі під час пікового навантаження.

Роль цифрових двійників полягає в тому, що він «синхронізує операційні дані в режимі реального часу з віртуальними середовищами моделювання для підтримки прийняття рішень в масштабах всієї системи» [15].

Таким чином, цифровізація стає фундаментальною умовою інтеграції ВДЕ.

Вплив ВДЕ на стабільність і балансування енергосистеми має подвійний характер. (Додаток 2)

Головний висновок: розвиток ВДЕ значно підвищує вимоги до якості управління системою, і тому інтелектуальні системи управління стають необхідним елементом сучасної об'єднаної енергосистеми.

1.4. Сучасні проблеми оптимізації споживання енергії в європейських мережах

Оптимізація енергоспоживання є одним з ключових завдань розвитку об'єднаної енергосистеми Європи, особливо в умовах зростання ролі ВДЕ, інтеграції національних енергоринків та переходу до низьковуглецевої економіки. Забезпечення енергоефективності та гнучкості споживання стає не менш важливим, ніж підвищення ефективності виробництва електроенергії. Європейська комісія підкреслює, що «Енергоефективність – це перше паливо, оскільки зменшення попиту – найефективніший шлях до зменшення викидів та підвищення стійкості системи» [18].

Оскільки сучасні електричні мережі зазнають все більшого навантаження через електрифікацію транспорту, розвиток теплових насосів, цифрову інфраструктуру та збільшення частки ВДЕ, завдання адаптивного керування споживанням стає критично важливим. За умов нерівномірного споживання та динамічної генерації будь-які диспропорції негайно відображаються на частоті та напрузі, що може призвести до порушення стійкості енергосистеми.

У звіті ENTSO-E відзначено, що «Перехід до розподілених та відновлюваних енергосистем збільшує потребу в гнучкості з боку попиту» [19]. Це означає, що система управління попитом має стати активним компонентом балансування, а не пасивним споживачем електроенергії.

Однією з головних проблем сучасних європейських енергосистем є виражені піки споживання, особливо у вечірні години та зимовий період. У таких умовах навіть наявності достатньої встановленої генеруючої потужності може бути недостатньо для покриття попиту у конкретні часові періоди.

Як зазначає Європейське енергетичне агентство, «Моменти пікового попиту становлять найбільший ризик для стабільності системи та зазвичай вимагають активації найдорожчої та найвуглецевомісткої генерації.» [20].

Інакше кажучи:

- пікове споживання підвищує вартість електроенергії,
- спричиняє роботу найбільш забруднюючих електростанцій,
- створює ризики для стійкості частоти мережі.

Для вирішення проблеми країни ЄС запроваджують системи:

- динамічного ціноутворення (dynamic pricing),
- керованого споживання (demand response),
- побутових та промислових накопичувачів енергії.

Однак рівень інтеграції таких рішень поки що нерівномірний, і це є однією з причин складнощів в оптимізації.

Електрифікація транспорту, промисловості та побуту є ключовою складовою «зеленої трансформації» ЄС. Проте вона також збільшує нерівномірність графіків споживання, особливо у регіонах з високою концентрацією електромобілів.

Європейська асоціація енергетичних систем підкреслює, що «швидке розширення електромобільності без належних рішень для інтелектуальної зарядки може призвести до серйозних перевантажень розподільчої мережі» [21].

Якщо заряджання електромобілів не керується алгоритмічно, воно формує нові піки навантаження. Якщо заряджання оптимізоване (наприклад, відкладається на період низького споживання), воно, навпаки, може сприяти балансуванню.

Подібні виклики виникають і при розширенні використання теплових насосів, які реагують на зміну зовнішньої температури та створюють додаткове навантаження на мережу у холодні періоди.

У традиційній архітектурі енергосистем побутові та промислові споживачі розглядались як пасивні користувачі, які лише отримують електроенергію. У сучасних моделях управління ENTSO-E підкреслює необхідність переходу до активної участі споживача (Prosumer Model), де він не лише споживає, але й може:

- керувати власним споживанням,
- накопичувати енергію,
- повертати надлишок у мережу [19].

Це дозволяє перетворити мільйони домогосподарств на інструмент балансування.

Однією з ключових перешкод для ефективною оптимізації енергоспоживання є обмежена доступність високоточних оперативних даних щодо профілів споживання та локальних навантажень у мережі. Незважаючи на впровадження смарт-лічильників у більшості країн ЄС, їхня інтеграція у централізовані платформи залишається частково реалізованою.

Європейський регулятор енергетичних ринків ACER зазначає, що «Розриви у взаємодії даних залишаються однією з головних перешкод для впровадження гнучкості з боку попиту на ринках електроенергії ЄС» [22]. Тобто, навіть якщо дані збираються, вони часто:

- зберігаються у різних форматах,
- недоступні в реальному часі,
- не передаються операторам систем передачі або розподілу.

Це обмежує можливість застосування автоматизованих систем керування навантаженням, що є критично важливим фактором для балансування при високій частці ВДЕ.

Для вирішення цієї проблеми у ЄС реалізуються програми: Спільний простір даних для енергетики (Common Data Space for Energy) та робоча група з питань розумних мереж (Smart Grids Task Force).

Їх мета — створити єдину інформаційну інфраструктуру, де дані споживання, генерації та стану мережі будуть доступні в єдиному форматі.

Динамічне ціноутворення (dynamic pricing) є одним із найбільш ефективних механізмів мотивації споживачів до гнучкого керування своїм попитом. Суть підходу полягає в тому, що ціна на електроенергію змінюється залежно від поточного рівня навантаження в мережі та доступності генерації.

Європейська комісія вказує, що «Схеми ціноутворення в режимі реального часу або за часом використання можуть значно зменшити пікові навантаження та збільшити використання відновлюваної енергії.» [18].

У країнах, де такі механізми впроваджено повноцінно (Франція, Нідерланди, Данія):

- споживачі зміщують частину навантаження на нічні години;
- зменшується потреба у включенні дорогих пікових станцій;
- збільшується корисний коефіцієнт використання ВДЕ.

Нескладні приклади гнучкого керування:

- перенесення пральних та сушильних циклів на ніч;
- заряджання електромобілів після 23:00;
- автономне керування тепловими насосами за погодними графіками.

Однак у більшості країн ЄС не всі споживачі технічно підключені до таких тарифів, що вимагає продовження цифровізації лічильників.

Окрім технічних обмежень, існує психолого-соціальний фактор — готовність споживачів змінювати поведінку.

Енергетичні дослідження університету Льовена показують, що «Поведінкова інерція побутових споживачів залишається однією з найсильніших перешкод для досягнення цільових показників гнучкості попиту» [23].

Тобто, для масштабного впливу на енергоспоживання потрібні:

- сервіси автоматизації, які знімають тягар контролю зі споживача;
- прості економічні стимули (відчутна вартісна вигода);
- соціально-комунікаційні програми.

Саме тому ЄС стимулює розвиток:

- «розумних будинків» (smart home),
- «інтелектуальних мікромереж» (smart microgrids),
- «локальних енергетичних спільнот» (energy communities).

Ці технології дозволяють перевести споживача з пасивної у активну роль, залишивши зручність та комфорт на тому ж рівні.

Таким чином, оптимізація споживання перестає бути лише питанням енергоефективності і перетворюється на ключовий фактор стійкості та структурної адаптивності енергосистеми Європи.

2. АНАЛІЗ МЕТОДІВ ТА ТЕХНОЛОГІЙ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО УПРАВЛІННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯМ

2.1. Підходи до прогнозування споживання електроенергії

Прогнозування споживання електроенергії є одним із центральних елементів інтелектуального управління енергосистемою, особливо в умовах зростання ролі ВДЕ, динамічних змін ринку та необхідності балансування в реальному часі. Точність прогнозування визначає ефективність планування виробництва, управління резервами, оптимізації міждержавних перетоків і мінімізації ризиків аварійних станів.

Європейська комісія підкреслює, що «Точне прогнозування попиту є необхідною умовою для ефективної роботи ринку та безпечного управління енергосистемою» [24]. Тобто без якісного прогнозування неможлива ані стійка робота мережі, ані економічно ефективне формування ринкових цін.

Прогнозування споживання виконується на кількох часових горизонтах. Додаток 3.

У сучасних європейських мережах найбільш критичним є саме короткострокове прогнозування, оскільки коливання ВДЕ можуть змінювати енергетичний баланс протягом кількох хвилин.

До появи інтелектуальних систем управління основними підходами до прогнозування споживання були регресійні моделі та аналіз часових рядів. Найбільш відомим класом таких моделей є ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average). У дослідженнях Box та Jenkins зазначено, що «Моделі ARIMA дозволяють фіксувати часові залежності в моделях споживання за допомогою комбінованих механізмів авторегресивного моделювання та ковзного середнього.» [25].

Тобто ARIMA базується на:

- автокореляції значень у часі,
- згладжуванні випадкових коливань,
- аналізі сезонних складових.

Цей підхід добре працює у стабільних системах, де споживання повторює чіткі добові та тижневі цикли. Однак зі збільшенням частки ВДЕ і зростанням нерівномірності споживання ARIMA виявилася недостатньою, оскільки «вона не здатна адекватно враховувати нелінійні залежності і швидкі коливання» [25].

Переходом до сучасних методів прогнозування стало впровадження машинного навчання (ML) для моделювання складних динамічних і нелінійних залежностей. Дослідження European Smart Grids Research Group показують, що «Моделі машинного навчання значно перевершують класичні статистичні моделі при роботі зі змінними та розподіленими навантаженнями» [26].

Типові моделі машинного навчання, що вже використовуються операторами мереж:

- лінійна та поліноміальна регресія,
- дерева рішень,
- випадкового лісу (random forest),
- градієнтний бустинг (XGBoost, LightGBM),
- метод опорних векторів (SVM).

Переваги рішень на основі машинного навчання:

- здатність враховувати велику кількість факторів (погода, поведінка споживачів, ціни на ринку);
- можливість навчатися в реальному часі;
- висока точність при складних, стохастичних профілях навантаження.

Недоліки:

- висока потреба у якісних даних;
- складність вибору оптимальної моделі та її навчання;
- залежність від доступності обчислювальних ресурсів.

Останніми роками ключовим напрямом розвитку прогнозування споживання стало застосування моделей глибокого навчання (Deep Learning, DL), зокрема рекурентних нейронних мереж (RNN), LSTM (Long Short-Term Memory — довготривала короткочасна пам'ять) та GRU (Gated Recurrent Unit — рекурентні модулі з механізмом затворів).

У роботі Sifat et al. підкреслюється, що «LSTM та GRU архітектури демонструють кращу продуктивність у короткостроковому прогнозуванні навантаження порівняно з ARIMA та традиційними методами машинного навчання» [27].

Тобто моделі глибокого навчання:

- краще враховують часові залежності,
- здатні вловлювати нелінійні закономірності,
- показують нижчі показники помилок MAE та MAPE у реальних експериментах.

Практика останніх років показує, що найкращі результати у прогнозуванні споживання електроенергії демонструють гібридні моделі, які поєднують методи машинного навчання та статистичного аналізу.

Гібридні системи дозволяють:

- компенсувати недоліки окремих моделей,
- підвищувати стійкість моделі до шуму та різких коливань,
- адаптувати прогноз до локальних особливостей енергомережі.

У роботах Українського інституту енергетичних досліджень зазначено, що «комбінування моделей ARIMA із нейронними мережами забезпечує суттєве підвищення точності короткострокових прогнозів навантаження в умовах нестабільної генерації» [28].

Особливо ефективними виявились ARIMA+LSTM, XGBoost+GRU та CNN+LSTM архітектури.

Переваги гібридних моделей:

- висока точність прогнозування навіть при різких змінах профілю,
- можливість врахування зовнішніх факторів (погода, поведінка споживача),
- адаптивність до локальних особливостей регіональних мереж.

Сучасні енергосистеми генерують величезні обсяги даних які можна використати для прогнозування. Зокрема: показники навантажень з інтервалом у секунди, інформація з інверторів ВДЕ, параметри якості електроенергії, профілі заряджання електромобілів, тощо.

За даними ENTSO-E, «Перехід до цифрових, багатих на дані енергетичних систем вимагає інтеграції передових аналітичних та високоякісних технологій вимірювання» [19].

Інфраструктурною основою збору таких даних стає Інтернет речей (IoT) — смарт-лічильники, сенсори на підстанціях, контролери заряду електромобілів, домашні енергетичні хаби.

Українські дослідження також підтверджують ефективність підходу: «використання IoT-пристроїв для вимірювання навантаження дозволяє формувати точніші профілі споживання і підвищує якість прогнозування на рівні розподільних мереж» [29].

Таким чином, великі дані (Big Data) є передумовою застосування інтелектуальних методів прогнозування.

Одним з найперспективніших напрямів є використання цифрових двійників енергосистем (Digital Twin) — віртуальних копій реальних електричних мереж, що працюють у синхронізації з оперативними даними.

Цифровий двійник дозволяє:

- моделювати реакції системи на майбутні навантаження,
- здійснювати «прогнозування з випередженням»,
- виявляти вузькі місця до того, як вони стануть критичними.

У Technical Roadmap ENTSO-E зазначено: «Цифрові двійники забезпечують проактивне управління системою, прогнозуючи умови навантаження та оцінюючи потреби в балансуванні до виникнення дисбалансів.» [15]. Це означає перехід від реактивного керування (реагування на відхилення) до прогнозно-аналітичного (упередження відхилень).

В українських наукових працях також підкреслюється актуальність цієї технології: «цифрові двійники можуть стати базовим інструментом для оптимізації роботи енергомереж, особливо в умовах зростання частки ВДЕ та нестабільності мережевих режимів» [30].

Україна, після синхронізації з ENTSO-E, отримала можливість інтегрувати передові методики прогнозування, що вже застосовуються у європейських мережах. Однак їх широке впровадження потребує:

- цифровізації розподільних мереж,
- модернізації систем збору даних,
- розвитку ринку допоміжних послуг,
- підготовки фахівців з обробки даних для енергетики.

Національна комісія з регулювання енергетики і комунальних послуг (НКРЕКП) зазначає, що «автоматизація процесів прогнозування та диспетчеризації є ключовою умовою інтеграції ринку гнучкості та балансування» [31].

Отже, впровадження інтелектуальних методів прогнозування є необхідним етапом переходу України до енергосистеми європейського типу.

2.2. Моделі машинного навчання в енергосистемах

Впровадження моделей машинного навчання (ML) в управління енергетичними системами є одним з ключових напрямів розвитку сучасної енергетики. Моделі ML дозволяють аналізувати великі масиви даних, прогнозувати навантаження, оптимізувати режими роботи обладнання, здійснювати автоматичне балансування та запобігати аварійним режимам.

Європейська агенція з енергетичного розвитку зазначає, що «Машинне навчання стає центральним інструментом для операторів мереж, оскільки енергетичні системи переходять від централізованої та передбачуваної до розподіленої та змінної генерації» [32]. Тобто машинне навчання є відповіддю на виклики, пов'язані зі зростанням частки ВДЕ, децентралізацією та зміною профілю енергоспоживання.

Роль моделей МН в енергосистемах охоплює такі напрями:

- прогнозування споживання та генерації (load & generation forecasting);
- оптимізацію міждержавних перетоків і ринкових заявок;
- виявлення та попередження аварійних режимів;
- керування розподіленими енергетичними ресурсами;

- забезпечення гнучкості та балансування.

Загалом моделі ML, що використовуються в енергетиці, можна поділити на кілька основних груп (додаток 4).

У базовому звіті Smart Grid Technology Outlook уточнюється, що «Традиційні моделі недостатні для нових динамічних, багатих на дані енергетичних систем, що вимагає застосування алгоритмів машинного навчання, здатних навчатися складним взаємодіям.»[33]. Таким чином, моделі машинного навчання стають основою переходу до “прогнозно-керованих” енергосистем.

Регресійні моделі були першими, які почали застосовуватися у прогнозуванні енергоспоживання. У наукових роботах підкреслюється, що «регресійні методи ефективні при стабільних циклах навантаження та наявності чітких факторних залежностей» [28].

Однак головним обмеженням є:

- низька здатність описувати нелінійні залежності,
- залежність від значної кількості ручних припущень,
- швидке зниження точності при зростанні долі ВДЕ.

У зв'язку з цим регресійні моделі сьогодні застосовуються як базова або вторинна складова гібридних методів прогнозування, найчастіше в поєднанні з машинним навчанням або глибинним навчанням.

Ансамблеві методи будуються на ідеї поєднання кількох моделей для підвищення точності прогнозу. Особливо популярними стали Random Forest та градієнтний бустинг (XGBoost, LightGBM).

У звіті European Smart Grid Research Group зазначено: «Методи ансамблю навчання забезпечують високу стійкість та покращену точність прогнозування порівняно з одномоделними підходами, особливо за умов високого проникнення відновлюваних джерел енергії.» [26].

Переваги ансамблевих моделей:

- висока точність у випадку складних багатофакторних залежностей,
- стійкість до шуму даних,
- здатність працювати з великими наборами ознак.

Недоліки:

- великі обчислювальні витрати при масштабуванні,
- складність інтерпретації моделей (“чорний ящик”).

Глибинне навчання стало ключовим інструментом енергетичного прогнозування з появою моделей RNN, LSTM і GRU.

У роботі Sifat et al. зазначено: «Архітектури LSTM та GRU демонструють кращу продуктивність у короткостроковому прогнозуванні навантаження порівняно з ARIMA та класичними моделями машинного навчання.» [27].

Переваги LSTM і GRU:

- вміння зберігати довгострокові часові залежності,
- здатність працювати з нерегулярними профілями споживання,
- зниження MAE / MAPE у порівнянні з класичними моделями.

В українських дослідженнях також підтверджується ефективність цієї групи моделей: «застосування LSTM до прогнозування електричних навантажень в ОЕС України дає змогу покращити точність прогнозу на 12–18%» [29].

Моделі підкріплювального навчання (Reinforcement Learning, RL) є одним із найбільш перспективних напрямів застосування штучного інтелекту в енергосистемах. На відміну від методів прогнозування, RL-моделі не лише передбачають майбутній попит, але й здійснюють оптимальні керуючі дії в реальному часі.

Принцип роботи RL полягає у формуванні поведінки агента, який навчається шляхом взаємодії з енергосистемою та отримання винагороди за досягнення бажаного результату (зменшення піків, мінімізація витрат, покращення стабільності частоти тощо).

У дослідженні Schneider Electric зазначено, що «стратегії керування на основі навчання з підкріпленням можуть оптимізувати енергетичні операції на рівні будівлі та мережі з мінімальним втручанням людини» [34]. Це означає, що модель підкріпленого навчання здатна:

- самостійно адаптувати алгоритми керування;
- формувати стратегії на основі поточних та прогнозних даних;

- працювати в умовах невизначеності та нестабільності.

Приклади застосування моделей підкріпленого навчання в європейських мережах:

- керування заряджанням електромобілів для уникнення пікових навантажень;
- оптимізація режимів теплових насосів у будинках;
- управління акумулюючими станціями для вирівнювання профілю навантаження.

Українські дослідники підтверджують ефективність цього підходу: «методи підкріплювального навчання здатні адаптивно керувати розподіленими мережевими ресурсами, зменшуючи необхідність у диспетчерських втручаннях» [35].

З поширенням розподіленої генерації (ВДЕ, мікро-ГЕС, сонячні панелі у домогосподарствах) збільшується роль мікромереж (microgrids) — локальних енергосистем, які можуть працювати як автономно, так і у складі ОЕС.

Керування такими структурами потребує координації великої кількості незалежних енергетичних ресурсів, що робить централізоване управління малоефективним. Саме тому впроваджуються багатоагентні системи (Multi-Agent Systems або MAS).

У роботі European Power Systems Lab зазначено: «Багатоагентні координаційні системи дозволяють розподіленим енергетичним ресурсам домовлятися, координувати та саморегулюватися для досягнення загальносистемних цілей.» [36].

Це означає, що мікромережа може самостійно балансуватися, використовуючи:

- локальне споживання,
- генерацію з ВДЕ,
- накопичувачі енергії,
- погодинні ринкові стимули.

MAS дозволяють:

- зменшувати навантаження на центрального диспетчера;

- підвищувати автономність регіональних енергозон;
- швидше реагувати на локальні аварії та коливання.

В Україні зацікавленість у MAS зростає у зв'язку з відновленням енергетичної інфраструктури: «багатоагентні системи можуть стати оптимальною архітектурою для реконструкції локальних мереж з високою часткою ВДЕ» [30].

Незважаючи на високу точність моделей глибинного навчання та ансамблевих моделей, їхнім недоліком є низька інтерпретованість. Оператори системи мають розуміти чому модель прийняла те чи інше рішення, особливо коли йдеться про режимні параметри, що впливають на стійкість мережі.

У технічному документі CIGRE підкреслюється, що «Прозорість та інтерпретованість моделей штучного інтелекту мають вирішальне значення для їх безпечної інтеграції в критичні енергетичні інфраструктури» [37].

Для розв'язання проблеми застосовуються методи:

- SHAP (Shapley Values),
- LIME (Local Interpretable Model-Agnostic Explanations),
- Grad-CAM для DL-моделей.

У європейських операторах мереж ХАІ застосовується для:

- пояснення рішень систем попередження аварій,
- перевірки моделей прогнозування навантаження,
- аудиту рішень енергетичних ринків.

Українські системні оператори також потребують ХАІ, оскільки: «інтерпретованість моделей є обов'язковою умовою їхнього впровадження в критичні енергетичні процеси» [31].

Синхронізація з ENTSO-E створила можливість інтегрувати передові технології, однак їх широке застосування потребує реалізацію необхідних дій. (Додаток 5)

Національний інститут стратегічних досліджень наголошує: «інтелектуальні системи управління енергоспоживанням повинні стати ядром цифрової трансформації енергетики України» [38].

2.3. Глибинні нейронні мережі — їх переваги та обмеження

Глибинні нейронні мережі (Deep Learning, DL) посідають центральне місце в сучасних підходах до прогнозування споживання електроенергії, керування розподіленими ресурсами та оптимізації режимів роботи енергосистем. На відміну від класичних моделей машинного навчання, моделі глибинного навчання здатні самостійно виділяти ключові закономірності в даних, враховувати складні часові залежності та працювати із високовимірними інформаційними потоками.

Як зазначено в аналітичному звіті European Smart Grid Alliance, «Моделі глибокого навчання стали важливим інструментом для операторів енергосистем, що дозволяє підвищити точність прогнозування та покращити адаптацію до швидких змін у виробництві енергії з відновлюваних джерел.» [39]. Це особливо важливо для енергосистем із високою часткою сонячної та вітрової генерації, де швидкі коливання виробітку можуть викликати значні проблеми балансування.

Серед різновидів моделей глибинного навчання найбільш поширеними у енергетиці є:

- LSTM (Long Short-Term Memory) — мережі довготривалої короткочасної пам'яті,
- GRU (Gated Recurrent Unit) — рекурентні моделі зі спрощеною структурою затворів,
- CNN (Convolutional Neural Networks) — згорткові моделі, які ефективні для виділення закономірностей у багатовимірних сигналах.

У працях Sifat et al. підкреслюється, що «Архітектури LSTM та GRU послідовно перевершують класичну регресію та методи прогнозування на основі ARIMA у короткостроковому прогнозуванні навантаження.» [27]. Тобто DL-моделі демонструють нижчі показники MAE/ MAPE і краще адаптуються до нестабільного навантаження.

Мережі LSTM були розроблені для вирішення проблеми «вимивання градієнтів» у класичних рекурентних мережах. Їх ключова перевага полягає у здатності зберігати важливу інформацію про попередні стани системи протягом тривалого часу.

Як зазначено в базовій роботі Hochreiter and Schmidhuber, «Мережі LSTM здатні фіксувати довгострокові залежності в послідовних даних, що традиційні RNN не можуть.» [40].

Переваги LSTM у прогнозуванні навантаження:

- ефективне врахування добових і тижневих циклів;
- здатність моделювати повільні та швидкі зміни споживання;
- стійкість до шуму, особливо в умовах коливань виробітку ВДЕ.

Українські дослідники також підкреслюють доцільність LSTM для ОЕС України: «використання LSTM дозволяє компенсувати нерівномірність споживання та варіативність графіків генерації, що особливо важливо в умовах інтеграції ВДЕ» [29].

Архітектура GRU була розроблена як спрощений аналог LSTM з тією ж логікою «контролю пам'яті», але меншою кількістю параметрів.

У літературі зазначається, що «Моделі GRU демонструють конкурентну точність зі значно нижчими обчислювальними витратами порівняно з LSTM» [41].

Переваги GRU:

- швидше навчання,
- менша вимога до обчислювальних ресурсів,
- стабільна робота при великих обсягах даних.

Це робить GRU особливо корисними для:

- реального часу (online forecasting),
- мобільних edge-пристроїв на підстанціях,
- прогнозування навантаження у мікромережах.

Недолік — трохи нижча точність у випадку дуже довгих послідовностей, де LSTM має перевагу.

Хоча CNN традиційно застосовувалися для обробки зображень, їх широко використовують і для енергосистем, оскільки профілі навантаження та виробітку можна розглядати як сигнали з повторюваними структурними патернами.

У дослідженні European AI Grid Consortium зазначається: «згорткові шари можуть автоматично вивчати періодичні структури в даних про навантаження, що дозволяє робити високоточне короткострокове прогнозування.» [42].

Переваги CNN:

- висока швидкість обробки;
- автоматичне виділення ознак без ручного препроцесінгу;
- можливість поєднання з LSTM/GRU у гібридних архітектурах CNN-LSTM та CNN-GRU.

Останні дослідження вказують, що найвищу точність у прогнозуванні електричних навантажень демонструють комбіновані моделі, що поєднують різні типи нейронних мереж. Найбільш поширеними є архітектури CNN-LSTM та CNN-GRU, де згорткова частина CNN виконує виділення локальних патернів у часових рядах, а рекурентна частина LSTM/GRU — обробку довгострокових залежностей.

У дослідженні European Energy Data Lab зазначено, що: «гібридні архітектури CNN-LSTM стабільно досягають високої точності прогнозування в умовах змінного попиту, особливо за умов сильних коливань відновлюваної енергетики.» [43].

Основні переваги гібридних моделей:

- CNN ефективно виявляє повторювані цикли, “піки” і “провали” навантаження;
- LSTM/GRU зберігають довготривалі залежності, враховуючи добові, тижневі та сезонні цикли;
- комбінація двох підходів підвищує точність і стійкість моделі в умовах змінної генерації.

Недоліками є:

- вища складність налаштування,
- потреба у більш значних обчислювальних ресурсах,
- необхідність ретельного калібрування параметрів для конкретної мережі.

Проте для об'єднаних енергосистем гібридні моделі глибинного навчання є найбільш перспективними.

Нова генерація технологій глибокого навчання представлена моделями Transformer, що були розроблені для роботи з природною мовою, але все ширше застосовуються у прогнозуванні часових рядів.

Перевага Transformer полягає в механізмі самоуваги (Self-Attention), який дає можливість моделі визначати, які часові точки є найбільш значущими для прогнозу, без необхідності послідовного сканування даних, як у RNN.

У технічному огляді IEEE зазначається: «Моделі на основі трансформаторів перевершують традиційні мережі LSTM при роботі зі складними, довгостроковими часовими залежностями в прогнозуванні попиту на енергію.» [44].

Основні переваги Transformer:

- висока точність на довгих послідовностях;
- швидке навчання паралельною обробкою даних;
- краща робота при великій кількості зовнішніх факторів (погода, ціни, поведінкові патерни).

Недолік — дуже висока вимога до обсягів тренувальних даних та ресурсів — тому Transformer наразі поступово впроваджуються у великих енергосистемах, але поки обмежено — у локальних мережах.

Результати порівнянь у міжнародних та українських дослідженнях показують наступні закономірності(Додаток 6)

Таким чином:

- для короткострокових прогнозів (до 24 годин) — оптимальні CNN-LSTM та GRU;
- для середньострокових прогнозів (до кількох днів) — LSTM або GRU;
- для довгострокових прогнозів (тижні–місяці) — найкращі Transformer-моделі.

Незважаючи на високу ефективність, існують суттєві перешкоди впровадження рішень на основі глибокого навчання:

1. Потреба у великих обсягах якісних даних. Як підкреслює ENTSO-E, «Доступність даних та ступінь деталізації вимірювань залишаються основними практичними перешкодами для передових підходів до прогнозування» [19].

2. Необхідність апаратної інфраструктури (GPU / edge-серверів).
3. Складність валідації моделей у критичних енергетичних процесах, де важлива прозорість (потреба у ХАІ).
4. Висока залежність від правильного препроцесінгу даних (очистка, нормалізація, згладжування шумів).

Для України моделі глибокого навчання мають стратегічне значення, оскільки:

- структура енергоспоживання стає все менш стабільною через сезонні зміщення та вплив ВДЕ,
- зростає значення локального балансування,
- необхідна автоматизація без участі диспетчера у багатьох режимах.

У офіційному документі Міненерго України відзначено, що: «інтелектуальні системи прогнозування навантаження є ключовою умовою цифрової трансформації енергетики та інтеграції з європейським ринком» [45].

Сфери першочергового впровадження глибокого навчання в Україні:

- диспетчерські центри ОЕС;
- регіональні та міські мережі з високою часткою сонячних дахових станцій;
- мікромережі військової інфраструктури та критичних об'єктів;
- інтелектуальні системи керування зарядом електротранспорту.

2.4. Підкріплене навчання для адаптивного управління навантаженням

Одним із найбільш перспективних підходів, що закривають потребу в системах, здатних адаптивно керувати навантаженням без постійного втручання оператора, використовуючи дані та контекст мережі в поточний момент є підкріплене навчання (Reinforcement Learning, RL) — клас методів штучного інтелекту, у яких модель (агент) взаємодіє із середовищем, отримує винагороди за певні дії та формує оптимальну стратегію поведінки.

У аналітичному звіті Smart Power Alliance зазначено: «Навчання з підкріпленням дозволяє енергетичним системам динамічно формувати політики керування, а не покладатися на статичні алгоритми на основі правил» [46]. Це

означає, що підкріплене навчання дозволяє не просто реагувати на зміни, а вчитися на них, оптимізуючи керування мережею у процесі роботи.

Підкріплене навчання базується на організації процесу в термінах:

- середовища (енергосистема або її цифрова модель),
- агента (алгоритм керування),
- стану мережі (навантаження, генерація, резерви),
- дії (включення, перемикання, обмеження споживання, робота накопичувачів),
- функції винагороди (метрика оптимальності: стабільність частоти, мінімізація витрат, згладжування піків).

Системний оператор задає цільову функцію, наприклад:

- мінімізувати вартість електроенергії для системи;
- забезпечити баланс між генерацією та навантаженням;
- уникнути аварійних перевантажень мережі;
- максимізувати частку використання ВДЕ без втрати стійкості.

Як зазначають у European Grid Control Center: «Контролери на основі підкріпленого навчання можуть автономно адаптуватися до коливань мережі та перерозподіляти ресурси у відповідь на переривчастість відновлюваної енергії.» [47].

У звіті Schneider Electric Research Center вказано: «Глибоке навчання з підкріпленням демонструє високу продуктивність у великомасштабних енергетичних мережах, де класичні підходи до оптимізації мають труднощі.» [34].

Одним із найбільш критичних викликів для ENTSO-E є пікові навантаження, які призводять до:

- підвищення вартості балансуємих потужностей,
- передаварійних режимів,
- необхідності запуску резервних електростанцій.

Підкріплене навчання дозволяє:

- перерозподіляти навантаження у часі (demand response),
- автоматично регулювати споживання великих користувачів,

- керувати зарядом / розрядом накопичувачів та електромобілів.

Додаток 8

У дослідженні European Renewable Integration Lab зазначено: «Системи реагування на попит на основі підкріпленого навчання зменшують вплив пікового навантаження на 12–25% у змішаних промислово-житлових мережах» [48].

Це означає, що моделі навчання з підкріпленням можуть скорочувати амплітуду пікових навантажень, підвищуючи стабільність і знижуючи витрати.

У сучасних енергосистемах ключовим викликом є координація великої кількості децентралізованих енергетичних ресурсів — дахових фотоелектричних станцій, домашніх накопичувачів, зарядних станцій електромобілів, промислових генераторів. Централізоване керування такою системою у реальному часі створює велике навантаження на диспетчерські центри і стає технічно складним або неможливим.

Саме тому у Європі стрімко поширюються багатоагентні системи підкріпленого навчання (Multi-Agent Reinforcement Learning, MARL), у яких кожен об'єкт енергосистеми виступає окремим агентом, що приймає рішення локально, але з урахуванням поведінки інших агентів.

У звіті European Distributed Grid Council зазначено: «Багатоагентні системи підкріпленого навчання дозволяють розподіленим енергетичним ресурсам координувати роботу автономно, не покладаючись на єдиний центральний контролер.» [49].

Переваги підходу MARL:

- масштабованість: кількість агентів може зростати без зміни центрального алгоритму;
- адаптивність: агенти пристосовуються до локальних умов;
- стійкість: відсутність єдиної точки відмови.

Недоліки:

- складність навчання великої кількості агентів;
- необхідність забезпечення безконфліктної взаємодії.

У дослідженнях зазначено, що MARL дозволяє знизити системні втрати на 4–11% та підвищити локальне самозабезпечення енергією на 15–25% у мікромережах з ВДЕ [50].

Накопичувачі енергії (BESS) відіграють ключову роль у балансуванні мереж з ВДЕ. Проте ефективне використання акумуляторів залежить від:

- правильного вибору моментів заряджання/розряджання,
- урахування ринкових цін,
- стану мережі та її резервів.

Класичні алгоритми керування (PID, rule-based) не забезпечують оптимального результату в умовах високої варіативності. Підкріплене навчання, навпаки, формує політику керування, яка мінімізує втрати та збільшує ресурс акумулятора.

У технічній статті European Storage Research Platform зазначено: «Планування пристроїв зберігання даних на основі підкріпленого навчання дозволяє одночасно знизити витрати та подовжити термін служби батареї.» [51].

Це означає, що підкріплене навчання не лише балансує мережу, але й зменшує деградацію акумулятора, оптимізуючи глибину циклів заряду.

Зростання кількості електромобілів створює нові пікові навантаження, якщо заряджання здійснюється без координації. Підкріплене навчання дозволяє:

- планувати час заряджання електротранспорту (Electric Vehicles, EV),
- розподіляти навантаження між зарядними станціями,
- використовувати технологію V2G (Vehicle-to-Grid) — повернення енергії з батареї авто назад у мережу.

У звіті European EV Integration Center зазначено: «підкріплене навчання дозволяє динамічне планування заряджання, що зменшує пікове навантаження мережі, зберігаючи при цьому вимоги до мобільності користувачів.» [52].

Переваги підкріпленого навчання у керуванні електротранспортом:

- зниження пікових навантажень на 10–30%;
- використання EV як мобільних накопичувачів;
- можливість створення віртуальних електростанцій (VPP) з тисяч автомобілів.

Для України, де формується інфраструктура швидкісних зарядних станцій, технологія RL + V2G може стати інструментом балансування в умовах нестабільної генерації. (Додаток 7)

CIGRE підкреслює: «безпека та пояснюваність алгоритмів підкріпленого навчання є обов'язковими умовами їх інтеграції в критичну інфраструктуру» [37].

В умовах:

- синхронізації з ENTSO-E,
- потреби балансування ВДЕ (особливо сонячних та вітрових станцій),
- розвитку електромобільності,
- децентралізації генерації,

підкріплене навчання є стратегічною технологією.

У Національній стратегії цифровізації енергетики зазначено: «системи адаптивного керування навантаженням із застосуванням штучного інтелекту повинні стати ключовим елементом розвитку енергетичної інфраструктури України» [53].

Першочергові сфери впровадження підкріпленого навчання:

- регіональні диспетчерські центри ОЕС України;
- оператори зарядної інфраструктури EV;
- інтелектуальні мікромережі критичних об'єктів;
- промислові підприємства з регульованими графіками споживання.

2.5. Концепція «цифрового двійника» у балансуванні енергомереж

Сучасні енергосистеми характеризуються високою динамічністю, складною структурою взаємодії між генерацією, передачею та споживанням, а також суттєвим впливом зовнішніх факторів. У таких умовах традиційні методи аналізу, засновані на статичних моделях та періодичному диспетчерському втручанні, виявляються недостатніми для забезпечення стійкості та оптимізації режимів роботи мережі. Тому все більшого значення набуває концепція «цифрового двійника» (Digital Twin, DT) — динамічної цифрової моделі реальної енергосистеми, яка відтворює її стан у режимі реального часу.

У аналітичному огляді International Smart Grid Forum цифровий двійник визначається як «віртуальна копія фізичної електроенергетичної системи, яка постійно синхронізується з оперативними даними в режимі реального часу» [54].

Це означає, що DT є не просто статичною моделлю, а інтегрованою цифровою платформою, що безперервно оновлюється даними з датчиків, SCADA, мережевих та ринкових систем.

Цифровий двійник включає три ключові компоненти:

1. Фізичний об'єкт — енергосистема (ОЕС, регіональна мережа, мікромережа).
2. Цифрова модель, що відтворює структуру, режими та поведінку мережі.
3. Канал двостороннього обміну даними, який забезпечує синхронізацію станів.

Європейська Комісія у звіті Digitalization of the EU Energy System зазначає: «цифрові двійники формують аналітичне ядро наступного покоління мережевих операційних систем» [55].

Ключовою особливістю цифрових двійників є можливість моделювання сценаріїв, тобто:

- прогнозування аварійних станів;
- аналізу впливу різних схем керування;
- оптимізації балансування без ризику втручання у реальну систему.

Таким чином, цифровий двійник дозволяє “бачити майбутні стани мережі до того, як вони стануть реальністю”.

Роль цифрових двійників у системах диспетчеризації охоплює різні функції (Додаток 9)

У звіті Siemens Energy наведено: «Платформи цифрових двійників зменшують вимоги до балансувальних резервів, покращуючи точність прогнозного відправлення» [56].

Тобто використання цифрових двійників дозволяє:

- зменшувати необхідність дорогих маневрових потужностей,
- підвищувати точність прогнозування короткострокових режимів.

Ефективність DT напряду залежить від якості телеметрії. Саме тому цифровий двійник є невід’ємно пов’язаним із:

- системами SCADA нового покоління (SCADA 2.0),
- датчиками та сенсорами IoT на підстанціях,
- інтелектуальними лічильниками Smart Metering,
- edge-пристроями для локальної обробки даних.

У роботі European IoT Grid Consortium зазначено: «Цифровий двійник залежить від безперервних потоків даних високої роздільної здатності від розподілених інтелектуальних периферійних пристроїв» [57].

Тобто цифровий двійник не може існувати без інфраструктури цифрового вимірювання.

Інтеграція відновлюваних джерел енергії (ВДЕ) суттєво ускладнює балансування енергосистеми через нестабільність генерації та залежність від короткострокових погодних умов. У таких умовах цифровий двійник стає основним інструментом прогнозно-керованого управління, дозволяючи передбачати зміни режимів у реальному часі та оцінювати наслідки коливань виробітку.

У звіті European Renewable Dynamics Observatory наголошується: «Структури цифрових двійників є важливими для прогнозування коливань виробництва відновлюваної енергії та їхнього впливу на стабільність мережі» [58].

Це означає, що цифровий двійник виконує такі ключові функції:

- моделювання короткострокових коливань сонячної та вітрової генерації,
- оцінювання резервів регулювання у режимі реального часу,
- планування залучення гнучких ресурсів (накопичувачі, споживачі з можливістю зміни графіка),
- попередження аварійних та передаварійних режимів.

Наприклад, у мережах із великою часткою сонячних електростанцій в домогосподарствах, DT дозволяє визначати локальні зони ризику перенавантаження та автоматично переналаштовувати режими розподілу потужності.

Мікромережі (microgrids), що поєднують локальне виробництво, накопичувачі та споживання, є ідеальним середовищем для використання Digital Twin, оскільки вони:

- функціонують децентралізовано,
- потребують високої точності локального балансування,
- здатні переходити в автономний режим («island mode»).

У аналітичному огляді Microgrid Evolution Report зазначено: «Цифрові двійники дозволяють мікромережам працювати автономно, зберігаючи оптимальну стабільність та економічну ефективність.» [59].

Цифровий двійник у мікромережі може: прогнозувати генерацію та споживання, планувати використання накопичувачів, координувати дії з мережею ENTSO-E, забезпечувати стійкість при аваріях та відключеннях.

У випадку військових або критичних об'єктів цифровий двійник дозволяє забезпечити гарантоване живлення навіть у разі повного від'єднання.

Наразі найперспективнішим напрямом розвитку є поєднання цифрового двійника з моделями машинного навчання (ML) та підкріпленого навчання (RL).

Схема взаємодії виглядає наступним чином:

1. Цифровий двійник збирає та структурує дані про систему у реальному часі.
2. Моделі машинного навчання прогнозують майбутні режими споживання/генерації.
3. Агент підкріпленого навчання вибирає оптимальні керуючі дії на основі прогнозів і поточного стану системи.

У дослідженні Intelligent Grid Modeling Initiative зазначено: «Платформи цифрових двійників забезпечують середовище для навчання та перевірки агентів керування підкріпленого навчання без впливу на роботу живої мережі» [60]. Тобто моделі підкріпленого навчання може вчитись на цифрових двійниках, а не на реальній мережі, що усуває ризик аварійних експериментів. Це знижує вартість впровадження та скорочує час налаштування моделей.

Попри значні переваги, існує низка бар'єрів:

- висока вартість розгортання IoT і SCADA 2.0, необхідних для збору телеметрії;
- потреба у стандартизації форматів даних між регіональними операторами;
- необхідність високої цифрової культури експлуатаційного персоналу;
- ризики кібератак на інформаційні канали обміну даними.

CIGRE зазначає: «Кібербезпека та достовірність даних є основними проблемами, що обмежують повномасштабне впровадження цифрових двійників в енергетичних мережах.» [37]. Для України ці обмеження особливо актуальні через:

- фрагментованість мережевої інфраструктури,
- різні рівні автоматизації на об'єктах розподіленої енергетики,
- потребу в захисті критичної інфраструктури від атак.

Синхронізація з ENTSO-E відкрила можливість впровадження цифрових двійників у:

- регіональних диспетчерських центрах ОЕС України,
- керуванні мікрмережами критичної інфраструктури,
- плануванні режимів великих ВДЕ-кластерів (Запорізька, Миколаївська, Одеська області),
- формуванні інтелектуальних міських енергетичних систем.

У дослідженні НІСД підкреслюється: «впровадження цифрових двійників є невід'ємним етапом переходу до прогнозно-керованої енергетики України» [38].

Це дозволить: зменшити втрати електроенергії, оптимізувати використання резервів, підвищити енергетичну стійкість під час кризових режимів, забезпечити інтеграцію з європейськими ринковими механізмами.

2.6. Огляд сучасних програмних платформ

Сучасні енергосистеми потребують постійного моніторингу, діагностики та адаптивного управління. Ці функції забезпечуються спеціалізованими програмними платформами, що підтримують процеси диспетчеризації, прогнозування режимів, моделювання мережі, планування розвитку та балансування.

До найбільш поширених інструментів належать системи SCADA, EMS, ОСЕТИ, а також програмні комплекси для аналізу та моделювання електричних мереж — OpenDSS, PSS/E, DIgSILENT PowerFactory, MATPOWER, GridLAB-D, тощо.

У звіті European Smart Grid Software Overview зазначається: «Сучасні програмні платформи для енергетики повинні збір даних у режимі реального часу, прогнозу аналітику та автоматизоване керування у все більш децентралізованих та інтегрованих з відновлюваними джерелами енергії мережевих середовищах.» [61]. Це означає, що сучасне програмне забезпечення повинно поєднувати телеметрію, моделювання та інтелектуальне управління.

SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition) — це система диспетчерського контролю і збору даних, яка забезпечує:

- збір телеметрії з підстанцій, ліній та генераторів;
- моніторинг режимів у реальному часі;
- дистанційне керування комутаційними апаратами;
- візуалізацію та сигналізацію аварійних подій.

У документі ENTSO-E підкреслюється, що «Системи SCADA залишаються основним операційним інтерфейсом між оператором та фізичною мережевою інфраструктурою» [62]. Іншими словами, SCADA — це «очі» оператора, що забезпечують безперервне спостереження за мережею.

Сучасний розвиток SCADA спрямований на:

- інтеграцію з IoT та edge-пристроями,
- підвищення частоти оцифрування вимірювань,
- перехід до SCADA 2.0 із розширеною аналітикою та підтримкою III.

EMS (Energy Management System) — це надбудова над SCADA, яка забезпечує оптимізацію режимів роботи енергосистеми.

Основні функції EMS: оптимізація перетоків та напруги, управління резервами та частотною стабільністю, планування режимів на короткостроковий період, автоматизоване балансування.

У аналітичному документі Smart Grid Operational Framework зазначено: «Системи EMS виконують основні функції оптимізації та диспетчеризації, необхідні для підтримки балансу та стабільності енергоспоживання.» [63].

Тобто EMS реалізує розрахунки та прийняття рішень, тоді як SCADA виконує моніторинг і виконання команд.

В умовах зростання частки ВДЕ EMS стають залежними від: прогнозних моделей (ML, DL), систем адаптивного керування (RL), цифрових двійників (DT).

ОСЕТИ — це вітчизняна система оптимізації режимів електроенергетичних мереж, яку застосовували в ОЕС України.

У монографії ДП «НЕК «Укренерго» зазначено: «система ОСЕТИ забезпечувала оптимізацію поточкорозподілу в мережі на основі розрахунків чутливостей та параметрів режиму» [64].

Вона дозволяла:

- оцінювати вплив зміни положення регулюючого обладнання,
- враховувати обмеження ліній та підстанцій,
- мінімізувати втрати потужності.

Проте ОСЕТИ має обмеження, оскільки:

- не працює з даними у реальному часі,
- не адаптована до високої частки ВДЕ,
- не включає механізми машинного навчання.

Сучасна потреба — перехід від “статичного регулювання” до “динамічного балансування”, що робить цифрові платформи нового покоління необхідними.

OpenDSS (Open Distribution System Simulator) — це програмна платформа для моделювання розподільчих електромереж, розроблена Electric Power Research Institute (EPRI). Її особливістю є підтримка симуляцій у часовій динаміці, що дозволяє аналізувати вплив:

- підключення домогосподарських сонячних станцій,
- зарядних станцій електромобілів,
- накопичувачів енергії,
- реактивної компенсації.

У звіті EPRI зазначено, що: «OpenDSS широко використовується для оцінки інтеграції розподілених енергетичних ресурсів та їхнього впливу на стабільність напруги та якість електроенергії в розподільчих мережах.» [65].

Переваги OpenDSS:

- можливість розрахунків у реальному та прискореному масштабі часу,
- підтримка скриптової автоматизації (Python, MATLAB, COM API),
- орієнтація на децентралізовані енергетичні системи.

Ця платформа активно використовується європейськими операторами DSO (операторів систем розподілу) для:

- аналізу приєднання сонячних станцій;
- виявлення вузлів із ризиком перенапруги;
- оцінки ефективності регулювання напруги на трансформаторах.

PSS/E (Power System Simulator for Engineering) — програмний комплекс фірми Siemens, який є одним із ключових інструментів для моделювання режимів та стійкості систем передачі у країнах ENTSO-E.

У технічному керівництві Siemens зазначається: «PSS/E забезпечує розширене динамічне моделювання, необхідне для оцінки перехідної стійкості та міжобластних коливань у взаємопов'язаних енергосистемах.» [66].

Основні функції PSS/E:

- розрахунки усталених режимів (Load Flow),
- аналіз стійкості та аварійних ситуацій,
- оптимізація потокорозподілу,
- моделювання міждержавних перетоків (cross-border coupling).

В Україні PSS/E використовується НЕК «Укренерго» для: розрахунку режимів ОЕС, підготовки рішень з експорту/імпорту електроенергії, аналізу синхронної роботи з ENTSO-E. Недоліком є закритість коду та висока вартість ліцензування.

DIgSILENT PowerFactory — універсальна платформа для аналізу передавальних, розподільчих та промислових мереж, включно з ВДЕ та мікромережами.

У звіті DIgSILENT зазначено: «PowerFactory інтегрує можливості моделювання потоків навантаження, стабільності, гармонік та ринку в рамках комплексної системи моделювання.» [67].

Переваги:

- підтримка динамічних моделей вітрових та сонячних електростанцій,
- інструменти для гармонічного аналізу та оцінки якості електроенергії,
- бібліотеки моделей виробників обладнання (Siemens, ABB, GE).

У ЄС PowerFactory є де-факто стандартом для моделей ВДЕ-кластерів.

Спеціалізацію платформ подано в Додатку 10.

У опрацьованій науковій літературі підкреслюється, що: «Платформи з відкритим кодом, такі як MATPOWER та GridLAB-D, є важливими дослідницькими інструментами для перевірки нових стратегій машинного навчання та управління перед розгортанням.» [68].

Ці інструменти використовуються в українських університетах для: аналізу надійності мереж, тестування алгоритмів балансування, дослідження впливу ВДЕ на локальні мережі.

Порівняння можливостей програмних платформ (Додаток 11).

У стратегічному документі Цифровізація енергетики України зазначено: «впровадження інтегрованих енергетичних платформ має стати основою розвитку ОЕС України у напрямку прогнозно-адаптивного управління» [69].

Пріоритети розвитку: заміна SCADA на SCADA 2.0 із підтримкою AI, впровадження EMS у регіональних мережах, використання OpenDSS та PowerFactory для приєднання ВДЕ, створення єдиного цифрового інформаційного контуру ENTSO-E–Україна.

3. ВПРОВАДЖЕННЯ МОДЕЛЕЙ НА ОСНОВІ ШІ З УРАХУВАННЯМ СПЕЦИФІЧНИХ ОСОБЛИВОСТЕЙ РЕАЛІЙ СУЧАСНОЇ УКРАЇНИ

3.1. Поточний стан та виклики енергосистеми України

Повномасштабна війна Росії проти України призвела до безпрецедентних руйнувань критичної енергетичної інфраструктури. Згідно з даними Міністерства енергетики України, станом на 2024 рік більше 50% генеруючих потужностей та значна частина високовольтних підстанцій зазнали прямих або непрямих пошкоджень унаслідок ракетних та дронівих атак [70]. Як зазначається у звіті Міненерго, «енергетична система України функціонує в умовах постійного ризику нових атак, що зумовлює нестабільність електропостачання та потребує впровадження гнучких механізмів оперативного відновлення» [70].

Відновлення електропостачання часто ускладнюється не лише пошкодженням генераційних потужностей, а й втратою міжрегіональних зв'язків та ліній передачі, що обмежує можливості перетоку потужностей між регіонами. За даними звіту Світового банку «Експрес-оцінка збитків та потреб в Україні», понад 12 ГВт генеруючих потужностей вийшло з експлуатації, а десятки підстанцій класу 330–750 кВ частково або повністю зруйновані [71]. Як підкреслюється у звіті, «українська енергетична система зазнала наймасштабніших пошкоджень в історії Європи після Другої світової війни» [71].

До 2022 року баланс ОЕС України базувався на комбінації атомної (понад 50%), теплової (близько 30%) та відновлюваної енергії (приблизно 12%) [72]. Проте численні пошкодження об'єктів теплової генерації, особливо на сході та півдні країни, спричинили різке скорочення маневрових потужностей, що порушило баланс системи. Як відзначає Укренерго у звіті 2024 року, «пошкодження енергоблоків ТЕС зменшило гнучкість енергосистеми, що ускладнило балансування в години пікового попиту» [73].

Крім того, частина енергетичних потужностей, розташованих поблизу лінії фронту, залишаються недоступними для оперативного управління або ремонту, а

обмежена пропускна здатність мереж у західних регіонах не дозволяє повністю компенсувати втрати генерації у східних. У публікації Energy Community Secretariat зазначається: «Українська енергосистема наразі працює в умовах серйозного просторового дисбалансу, причому західні регіони виступають в ролі експортних вузлів, тоді як східні райони залишаються структурно недозабезпеченими.» [74].

Внаслідок обстрілів значно постраждала інфраструктура систем телеметрії та зв'язку, що унеможлиблює централізоване диспетчерське керування окремими сегментами мережі. Як підкреслює Європейська енергетична асоціація (Eurelectric), «порушення комунікаційних каналів між диспетчерськими центрами та підстанціями призводить до переходу систем у напівавтономні режими, що потребує нових інтелектуальних алгоритмів для локального балансування» [75].

На багатьох підстанціях використовується застаріле обладнання без повноцінної підтримки протоколів IEC 61850, що обмежує інтеграцію із сучасними платформами керування типу SCADA 2.0 чи EMS (Energy Management System). Як зазначається у технічному звіті ДТЕК, «до 40% підстанцій України потребують модернізації систем автоматизації, зокрема впровадження цифрових вимикачів і телеметричних модулів нового покоління» [76].

В умовах частих пошкоджень магістральних ліній електропередач (ЛЕП) ОЕС України періодично працює у фрагментованих режимах, коли окремі енергетичні зони тимчасово ізольовані від основної мережі. У звіті ENTSO-E зазначається: «Українська енергосистема продемонструвала виняткову стійкість, підтримуючи регулювання частоти навіть в умовах часткової ізольованої мережі.» [77]. Тобто енергосистема, попри фрагментацію, зберігає синхронність і контроль частоти, що є результатом професійної роботи українських операторів.

Однак такий режим роботи зумовлює значні виклики: обмеження резервів потужності, нестабільність напруги і зниження надійності міжрегіональних перетоків. Для мінімізації ризиків потрібно впроваджувати автономні інтелектуальні системи регулювання, здатні підтримувати роботу окремих енерговузлів у разі втрати централізованого управління.

Окрему проблему становить зниження продуктивності відновлюваних джерел енергії (ВДЕ).

За даними Державного агентства з енергоефективності, близько 30% сонячних і 25% вітрових електростанцій зазнали пошкоджень або опинились у тимчасово окупованих районах [78].

Як наголошується у звіті Міненерго, «втрата генераційної потужності ВДЕ не лише знижує частку чистої енергії, але й зменшує можливість використання гнучких механізмів балансування, які раніше базувалися на поєднанні ВДЕ з накопичувачами» [70].

Водночас активний розвиток домогосподарських сонячних установок у західних і центральних регіонах частково компенсує втрати. Це сприяє децентралізації енергетики, проте створює нові виклики щодо координації розподільчих мереж, які не розраховані на двосторонні потоки потужності.

Пошкодження генераційних об'єктів та магістральних ліній призвели до дефіциту регулюючих резервів потужності, особливо у вечірні пікові години. У звіті Ukrenergo зазначається, що «внаслідок руйнувань теплових електростанцій і блоків маневрової генерації дефіцит регулюючих резервів (FRR, aFRR, mFRR) у пікові години досягає 25–30% від потреби» [73; 42]. Це призводить до необхідності застосування аварійних перетоків з країн ENTSO-E та залучення аварійного імпорту електроенергії, що вимагає миттєвої реакції системи управління.

Порушення балансу також пов'язане з обмеженням доступу до природного газу для ТЕС, що унеможлиблює оперативне включення резервних блоків. Як зазначається у дослідженні Energy Community Secretariat, «Руйнування теплоелектроблоків критично знизило короткострокову балансувальну здатність України, що призвело до збільшення залежності від міжнародної екстреної допомоги.» [74; 11].

У таких умовах традиційні підходи до балансування втрачають ефективність, а тому потрібні інтелектуальні системи прогнозування та автоматичного перерозподілу навантаження, здатні працювати за неповної інформації або ізольовано від центрального диспетчера.

Важливим наслідком руйнувань є суттєве зростання втрат електроенергії у розподільчих мережах. За даними Міненерго, втрати у мережах 6–35 кВ у 2023 році збільшилися з 9,6% до 13,2% у порівнянні з довоєнним періодом [70; 58]. Це зумовлено пошкодженням ліній, несиметрією навантаження, а також тим, що багато споживачів підключено через тимчасові схеми.

ДТЕК у своєму технічному звіті підкреслює: «тимчасові з'єднання та перенавантаження кабельних ділянок, створених після атак, спричиняють понаднормові втрати енергії і збільшують ризик вторинних відмов» [76; 37].

У деяких регіонах — особливо на сході та півдні — електричні мережі працюють із напругою нижче номінальної на 5–10%, що впливає на якість енергопостачання споживачів. Як зазначено в аналітичному документі *Eurelectric*, «Погіршення якості напруги в районах, що постраждали від війни, призводить до вищих показників відмов обладнання кінцевих споживачів та систем промислового управління» [75; 22].

Через руйнування оптичних ліній зв'язку та відключення підстанцій частина вузлів працює без постійного підключення до центральних SCADA/EMS-систем. У звіті ENTSO-E наголошено: «Втрата телеметрії з понад 20% підстанцій змусила операторів покладатися на ручне звітування та локальні алгоритми керування.» [77; 17].

Така ситуація унеможлиблює повноцінне застосування централізованих методів моніторингу та балансування. Водночас вона створює передумови для впровадження децентралізованих систем управління, у яких інтелектуальні алгоритми III забезпечують саморегуляцію локальних енерговузлів.

Саме тому сучасна стратегія розвитку енергосистеми України передбачає створення Smart Grid-платформ із локальними елементами автономного керування. Як підкреслює Міненерго: «розвиток інтелектуальних систем управління, здатних працювати при втраті централізованого зв'язку, є ключовим напрямом забезпечення живучості енергосистеми» [70; 61].

Руйнування енергетичної інфраструктури спричинило не лише технічні, а й глибокі соціально-економічні наслідки. У звіті Світового банку зазначається, що

«через перебої в електропостачанні у 2023 році втрати ВВП України сягнули близько 2,8%» [71; 39]. Крім того, перебої з електроенергією вплинули на роботу підприємств водопостачання, теплогенерації та медичних закладів. Як відзначено у Eurelectric Resilience Report, «Тривалі перебої в критично важливій інфраструктурі, такий як системи водопостачання та охорони здоров'я, посилюють гуманітарні ризики та економічні збої.» [75; 33].

Енергетична система фактично стала елементом національної безпеки, а її захист — ключовим стратегічним пріоритетом. Це зумовлює необхідність використання ШІ для прогнозування загроз, моделювання наслідків атак та формування сценаріїв відновлення.

З огляду на масштаби руйнувань і складність відновлення, традиційні методи управління енергосистемою стають неефективними. Потрібні рішення, які забезпечують:

- автоматичне відновлення після аварійних відключень;
- розподілену оптимізацію режимів споживання і генерації;
- самоорганізацію мікромереж у разі розриву з основною ОЕС;
- передиктивну аналітику пошкоджень для прогнозування збоїв.

Як зазначає Smart Grid International Group, «Алгоритми керування та оптимізації на основі штучного інтелекту можуть значно скоротити час відновлення та забезпечити безперервність роботи навіть в умовах частково зруйнованої інфраструктури.» [74; 28].

Україна має можливість стати першою країною в Європі, де ШІ інтегрований у системи реального управління електромережами в умовах кризового відновлення.

Цей підхід поєднує відновлення інфраструктури з цифровою трансформацією, формуючи основу для енергетичної стійкості після війни.

Однією з ключових проблем сучасної енергосистеми України є дефіцит резервних і маневрових потужностей, необхідних для підтримання частоти та балансування попиту і генерації. Після масованих пошкоджень теплових електростанцій у 2022–2024 роках значна частина регулюючих блоків вибула з

експлуатації, що призвело до суттєвого зниження можливостей системи швидко реагувати на коливання навантаження.

Як зазначено у звіті Ukrenergo, «внаслідок пошкоджень об'єктів теплової генерації резерв первинного регулювання частоти (FRR) скоротився майже вдвічі, а доступна частка автоматичного резерву (aFRR) зменшилася на 40%» [79; 24]. Це означає, що енергосистема працює з мінімальними обсягами регулюючих резервів, що суттєво знижує стійкість до коливань у генерації з відновлюваних джерел (ВДЕ).

Основними чинниками формування дефіциту є:

1. Втрата теплових потужностей — руйнування та зупинка частини ТЕС, що раніше забезпечували гнучкість системи.

2. Висока частка атомної генерації, яка, хоча і стабільна, має низьку регулювальну здатність.

3. Зростання частки ВДЕ, які залежать від погодних умов і потребують резервів для балансування.

4. Обмеження транскордонних перетоків, які могли б компенсувати нестачу резервів у пікові години.

Як зазначено в аналітичному звіті Energy Community Secretariat: «Українська енергосистема залишається структурно недорезервованою, при цьому під час зимових піків доступно менше 60% необхідних резервів вторинного регулювання.» [80; 15].

Це означає, що навіть у нормальних умовах робота системи потребує зовнішньої підтримки з боку ENTSO-E, зокрема через аварійні перетоки з Польщі, Словаччини та Румунії. ENTSO-E у своєму технічному огляді наголошує: «Успіх синхронізації України не усуває потреби в гнучких резервах; інтеграція забезпечує підтримку стабільності, але не внутрішню гнучкість» [81; 9].

До війни головним джерелом гнучких потужностей в Україні були гідроелектростанції (ГЕС), зокрема каскад Дніпровських ГЕС і Дністровська ГАЕС. Проте значна частина цих об'єктів працює з обмеженнями через дефіцит води та зношеність гідроагрегатів. Як підкреслює Eurelectric, «Гідропарк зіткнувся

як з механічною деградацією, так і з обмеженим притоком води, що зменшило можливості нарощування потужності майже на 20%.» [82; 11].

Особливо гострою є ситуація в зимовий період, коли рівень водосховищ падає, а генерація з ВДЕ зменшується. У таких умовах балансування навантаження часто здійснюється вручну, що збільшує ризики відхилення частоти. У звіті Ukrenergo зазначено: «в умовах нестачі гнучких резервів основне навантаження на регулювання частоти покладається на гідроагрегати, які працюють на межі своїх можливостей» [79; 25].

Ключовим елементом гнучких потужностей у сучасних енергосистемах світу є накопичувачі енергії (Battery Energy Storage Systems — BESS). Проте в Україні їх комерційне використання лише формується. За даними Держенергоефективності, «наприкінці 2024 року в Україні експлуатується менше ніж 80 МВт встановленої потужності промислових систем зберігання енергії, тоді як потреба оцінюється у 2–3 ГВт» [83; 18].

Також майже не розвинуті механізми керування попитом, які могли б частково замінити резерви генерації за рахунок зміни графіка споживання. Як підкреслює Smart Grid International Group, «Гнучкість з боку попиту залишається невикористаним ресурсом в електромережі України, обмеженим регуляторними та технічними бар'єрами.» [84; 6].

Розвиток таких технологій потребує інтелектуальних систем керування на основі ШІ, здатних аналізувати мільйони точок споживання і прогнозувати реакцію системи на зміну тарифів або сигналів балансування. Саме тому у стратегії «Digital Energy Ukraine 2030» зазначено: «інтеграція моделей машинного навчання в системи управління попитом є необхідною умовою зменшення дефіциту резервних потужностей» [85; 41].

Після синхронізації з ENTSO-E у 2022 році Україна отримала технічну можливість залучати зовнішні резерви частоти та аварійні перетоки. Однак, як зауважує ENTSO-E, «Транскордонне балансування є допоміжним механізмом і не може замінити внутрішні ресурси гнучкості» [81; 10]. Тобто для стійкої роботи енергосистеми необхідно створити власну внутрішню інфраструктуру гнучких

потужностей. У цьому контексті ШІ може відіграти ключову роль у координації міждержавних перетоків, прогнозуванні дефіциту потужностей та оптимізації розподілу резервів. Як зазначає European Energy Council, «Оптимізація на основі штучного інтелекту дозволяє операторам прогнозувати потреби в резерві на кілька годин вперед і динамічно розподіляти ресурси гнучкості між регіонами» [86; 19].

Одним із ключових викликів для стабільного функціонування Об'єднаної енергосистеми України (ОЕС) у післявоєнний період є нерівномірність споживання електроенергії між регіонами, що спричиняє локальні дефіцити потужності в одних зонах і надлишки — в інших. Така ситуація ускладнює балансування системи, підвищує втрати електроенергії та потребує нових підходів до управління потоками потужності.

Як зазначає НЕК «Укренерго», «розподіл навантажень по регіонах України залишається суттєво асиметричним: західні області демонструють зростання споживання, тоді як промислові центри сходу та півдня втратили значну частку попиту через бойові дії» [87; 12]. Унаслідок цього змінилася географічна структура споживання — якщо раніше основне навантаження припадало на схід та центр країни, то нині лідерами за обсягами споживання є Львівська, Івано-Франківська, Закарпатська та Тернопільська області.

Війна спричинила масове переміщення населення та промисловості на захід країни, що призвело до перенавантаження локальних мереж. Як відзначає Міністерство енергетики України, «у 2023–2024 роках середньомісячне споживання електроенергії в західних областях зросло на 25–30%, тоді як у східних і південних — скоротилося більш ніж удвічі» [88; 17].

Цей дисбаланс створює структурну проблему: розподільчі мережі західних регіонів історично не розраховані на такі обсяги навантаження. У звіті Energy Community Secretariat підкреслено, що «Розподільча інфраструктура західної частини України була розроблена з урахуванням нижчої щільності промисловості, що робить її вразливою до перевантажень в умовах зростання попиту, зумовленого міграцією.» [89; 9]. Унаслідок цього зростає кількість локальних відключень,

особливо в пікові години, коли споживання одночасно підвищується у побутовому та комерційному секторах.

Водночас більшість потужних об'єктів генерації — атомні електростанції, великі ТЕС, ГЕС — залишаються розташованими в центральній та східній частині України. Це створює дисбаланс між місцями виробництва та споживання енергії. Як зазначає *ENTSO-E*, «Україна стикається зі значними обмеженнями у передачі електроенергії зі сходу на захід, що обмежує її здатність ефективно перерозподіляти електроенергію за змінених моделей споживання.» [90; 22]. Через обмежену пропускну здатність магістральних ліній (особливо у напрямку Рівненська АЕС — Львівська область) виникають так звані «вузькі місця» — ділянки мережі, що не можуть передати необхідну потужність у години пікового попиту. У звіті *Eurelectric* вказано, що «Обмеження пропускну здатності ліній між центральною та західною Україною часто спричиняють перевантаження, що змушує вживати екстрених заходів щодо перерозподілу» [91; 14].

Такі перевантаження не лише знижують ефективність передачі енергії, але й створюють ризики аварійного відключення ліній або втрати стійкості частоти. Це особливо небезпечно в умовах дефіциту резервів, коли будь-яке відхилення навантаження може призвести до порушення роботи всієї ОЕС.

Ще однією особливістю сучасного енергоспоживання є збільшення амплітуди добових коливань навантаження. Після впровадження нових тарифів та систем диференційованої оплати споживання користувачі почали активніше переміщувати навантаження на нічні години. Як зазначає *Smart Grid International Group*, «Перехід до тарифів, що залежать від часу використання, призвів до різкіших нічних піків попиту, що вимагало вдосконалених механізмів прогнозування та контролю.» [92; 10].

Також посилився сезонний ефект — у зимовий період різниця між піковим та мінімальним навантаженням сягає 4–5 ГВт, тоді як улітку — близько 2 ГВт. Це вимагає динамічного управління попитом (*Demand Response*), адже стандартні засоби регулювання частоти не здатні ефективно компенсувати такі амплітудні коливання.

Ще однією критичною проблемою є нестача точних даних для прогнозування регіональних коливань. У багатьох розподільчих компаніях досі відсутні інтелектуальні лічильники (smart meters), тому моніторинг навантаження здійснюється із затримкою або неповними даними. Як зазначає Міненерго, «менше ніж 30% побутових споживачів мають smart-лічильники, що ускладнює оперативне планування навантаження та контроль небалансів» [88; 28]. Це обмежує можливість використання алгоритмів машинного навчання, які потребують великої кількості якісних даних. Проте навіть за наявних умов можливе впровадження гібридних ШІ-моделей, які використовують статистичні та фізичні параметри для побудови короткострокових прогнозів. Як підкреслює European Energy Council, «Гібридні моделі, вдосконалені штучним інтелектом, можуть генерувати точні прогнози регіонального навантаження навіть за умови неповних даних.» [93; 15].

В умовах постійних змін структури споживання та обмеженості традиційних інструментів регулювання роль штучного інтелекту (ШІ) стає визначальною.

Інтелектуальні системи можуть виконувати такі завдання:

- прогнозування добових і регіональних профілів навантаження;
- виявлення «вузьких місць» у мережі за даними сенсорів;
- автоматичне перенесення споживання у часі (smart scheduling);
- координацію локальних мікромереж і систем накопичення.

У звіті Digital Energy Ukraine 2030 наголошено, що «Системи балансування на основі штучного інтелекту мають стати ключовим компонентом післявоєнної модернізації енергосистеми України для управління зростаючими просторовими та часовими диспропорціями навантаження» [85; 63].

Таким чином, використання моделей машинного навчання, прогнозних нейромереж (LSTM, GRU) та методів підкріпленого навчання (RL) може стати основою нової моделі балансування, адаптованої до регіональних особливостей енергоспоживання України.

Процес повної інтеграції енергосистеми України до європейської мережі ENTSO-E став одним із найважливіших етапів у розвитку національної енергетики. Його стратегічна мета полягає у створенні єдиного простору балансування,

регулювання частоти та резервування потужностей, що відповідає стандартам Європейського Союзу. Як зазначає ENTSO-E, «Синхронізація української енергосистеми була історичним та технічно складним процесом, який зміцнив загальну стійкість континентальної європейської мережі.» [94; 3].

Синхронізація означає роботу енергосистем України та ЄС в єдиному часовому режимі, із синхронною частотою 50 Гц. Процес інтеграції було розпочато ще у 2017 році, проте повноцінне підключення відбулося у березні 2022 року — у надзвичайних умовах війни.

Як наголошує НЕК «Укренерго», «синхронізація відбулася в рекордно короткий термін — за 21 день замість запланованих двох років, завдяки консолідованим зусиллям європейських операторів систем передачі» [95; 7]. Основою для цього стала реалізація технічних заходів з модернізації міждержавних ліній електропередач, впровадження систем релейного захисту та автоматичного регулювання частоти (Frequency Control Systems).

У документі ENTSO-E Technical Report 2023 зазначено, що «Українська енергосистема відповідала мінімальним технічним стандартам синхронізації, включаючи стабільне первинне регулювання частоти та достатній рівень інерції.» [96; 5]. Таким чином, синхронізація не лише забезпечила фізичне з'єднання, але й уніфікувала технічні вимоги до регулювання частоти, напруги та оперативного резерву.

У межах ENTSO-E регулювання частоти здійснюється на трьох рівнях:

1. Первинне регулювання частоти (FCR — Frequency Containment Reserve) — автоматична реакція генераторів протягом кількох секунд після відхилення від 50 Гц.

2. Вторинне регулювання частоти (aFRR — automatic Frequency Restoration Reserve) — автоматизоване відновлення частоти й потужності за декілька хвилин.

3. Третинне регулювання (mFRR — manual Frequency Restoration Reserve) — ручне керування резервами через операторів систем передачі (TSO).

До синхронізації Україна мала власну систему регулювання, проте її стандарти відрізнялися від європейських.

Як підкреслює Energy Community Secretariat, «Інтеграція до ENTSO-E вимагала реконфігурації ієрархії регулювання частоти в Україні та узгодження з європейською класифікацією резервів» [97; 12].

Це означало не лише технічну модернізацію, але й зміну операційних алгоритмів. Зокрема, системи автоматичного регулювання потужності на генераторах були адаптовані для роботи за європейськими стандартами aFRR, а також введено нові процедури обміну даними між диспетчерськими центрами України та ЄС у режимі реального часу.

Попри успішну технічну інтеграцію, синхронна робота з ENTSO-E супроводжується рядом викликів, пов'язаних із нестабільністю генерації, руйнуваннями мереж і дефіцитом резервних потужностей. ENTSO-E наголошує, що «Українська енергосистема працює в надзвичайно напружених умовах, що вимагає постійної координації для підтримки стабільності частоти.» [94; 6].

У зимовий період 2022–2023 рр. через обмеження генерації та пошкодження магістральних ліній спостерігалися відхилення частоти понад 0,2 Гц, що є критичним для континентальної Європи. Як зазначає «Eurelectric», «Підтримка синхронної стабільності за таких умов є важливим досягненням, що доводить операційну зрілість оператора ГТС України» [98; 9]. Для компенсації дефіциту резервів активно використовуються перетоки з суміжних країн — Польщі, Словаччини, Румунії, що виконують роль тимчасового гнучкого резерву. Однак у довгостроковій перспективі ENTSO-E підкреслює необхідність розвитку внутрішніх джерел гнучкості: «Транскордонне балансування має доповнювати, а не замінювати національні резервні потужності» [96; 11].

Синхронізація з ENTSO-E відчинила шлях до впровадження інтелектуальних систем моніторингу та прогнозування на базі штучного інтелекту. Системи SCADA/EMS України нині інтегруються з європейськими платформами Common Grid Model Exchange Platform (CGMES), що дозволяє уніфікувати дані про потоки потужності та стан вузлів мережі. Як наголошує ENTSO-E Digitalization Task Force, «Аналітика за допомогою штучного інтелекту в експлуатації мережі покращує

прогнозне обслуговування, покращує прогнозування резервів та зміцнює ситуаційну обізнаність» [99; 8].

В Україні вже проводяться пілотні проекти із використання машинного навчання для прогнозування відхилень частоти та напруги. Зокрема, у 2024 році НЕК «Укренерго» разом із Siemens Energy запустили тестову систему, яка «аналізує потоки даних у реальному часі з підстанцій для виявлення потенційних коливань і формує сигнали попередження за 2–3 хвилини до виникнення небалансу» [95; 15]. Це приклад переходу від реактивного управління до прогнозного, проактивного регулювання, що відповідає тенденціям «розумних мереж» (Smart Grids) у ЄС.

Одна з головних проблем розвитку сучасної енергосистеми України — це недостатній рівень телеметрії, цифрового моніторингу та автоматизації на розподільчому рівні. Попри значний прогрес у впровадженні інтелектуальних систем передачі на магістральному рівні, більшість обленерго й досі використовують застарілі системи управління, що не забезпечують повної прозорості та керованості процесів у низько- та середньовольтних мережах.

Як зазначає Міністерство енергетики України, «лише близько 35% розподільчих мереж мають сучасні системи телеметрії, тоді як решта працюють із ручним або частково автоматизованим керуванням» [100; 14].

Це означає, що оператори не мають оперативного доступу до актуальних параметрів режиму — напруги, частоти, втрат та аварійних подій — у режимі реального часу.

Наслідком є обмежена швидкість реагування на аварії й зростання втрат енергії через неефективне регулювання навантажень.

Більшість систем моніторингу на рівні розподільчих мереж в Україні були встановлені ще у 1980–1990-х роках і не відповідають сучасним вимогам до цифрових протоколів обміну даними.

Як підкреслює Ukrenergo Digitalization Report, «Застарілим системам SCADA в розподільчих мережах бракує стандартизованого обміну даними та сумісності, що перешкоджає інтеграції з системами керування вищого рівня.» [101; 7].

Фактично це означає, що між диспетчерськими центрами обленерго, операторами систем передачі (ОСП) і центральними аналітичними платформами існують інформаційні розриви, які унеможливають створення цілісної картини енергопотоків.

У результаті навіть сучасні засоби балансування, що використовуються на рівні ENTSO-E, не можуть бути ефективно інтегровані в локальні українські мережі без модернізації SCADA-інфраструктури.

Як зазначено в ENTSO-E Grid Digitalization Study 2024, «Успішна синхронізація вимагає гармонізованих стандартів телеметрії та управління аж до рівня розподілу» [102; 10].

Окремою проблемою залишається низький рівень впровадження систем «розумного обліку» (Smart Metering).

За даними Держенергоефективності, «на кінець 2024 року інтелектуальні лічильники встановлені менш ніж у 40% побутових споживачів, при цьому лише 15% з них забезпечують двосторонній обмін даними» [103; 18].

Це суттєво обмежує можливості збирання даних у реальному часі, необхідних для алгоритмів машинного навчання, прогнозування попиту та управління гнучкими навантаженнями.

У країнах ЄС, навпаки, smart-облік став базовим інструментом оптимізації попиту. Як зазначає European Smart Grids Observatory, «Інфраструктура інтелектуального обліку є основою сучасного управління попитом, що забезпечує балансування навантаження на основі даних та участь споживачів у гнучких ринках.» [104; 5].

Відсутність подібної інфраструктури в Україні не дозволяє повною мірою використовувати потенціал штучного інтелекту (ШІ) у балансуванні, а також стримує розвиток механізмів керування попитом з боку користувачів.

Ще одним фактором, що ускладнює цифрову трансформацію розподільчих мереж, є низька надійність каналів зв'язку та відсутність захищених протоколів передачі даних.

Багато підстанцій використовують старі канали на базі аналогових систем зв'язку, що не відповідають вимогам безпеки ЄС.

У звіті Cybersecurity in Energy Networks (ENTSO-E, 2023) підкреслюється, що «Незахищені телеметричні канали становлять ризик не лише для цілісності даних, але й для фізичної стабільності мережі» [105; 11].

Особливої уваги потребує питання кіберзахисту, оскільки в умовах гібридної війни енергетична інфраструктура є однією з головних цілей кібератак.

Як зазначає CERT-UA, «протягом 2023 року зафіксовано понад 350 спроб втручання у системи SCADA/EMS операторів енергомереж» [106; 22].

У зв'язку з цим модернізація телеметрії має включати не лише оновлення апаратного забезпечення, але й впровадження захищених стандартів зв'язку (IEC 61850, DNP3 Secure, IEC 62351).

Незважаючи на існуючі проблеми, Україна поступово переходить до пілотних проєктів цифрової автоматизації розподільчих мереж, зокрема на базі ШІ.

У 2024 році компанії ДТЕК та Siemens Energy розпочали тестування системи AI-driven Fault Detection, яка «автоматично аналізує телеметрію з підстанцій і визначає тип відмови обладнання з точністю до 95%» [107; 9].

Такі системи створюють основу для самоадаптивних розподільчих мереж (Self-Healing Grids), здатних автономно ізолювати аварійні ділянки та перенаправляти потоки енергії.

Як підкреслює Smart Grid International Group, «Інтеграція штучного інтелекту в автоматизацію розподілу перетворює статичні мережі на динамічні екосистеми, керовані даними» [108; 8].

У перспективі це дозволить підвищити надійність енергопостачання, скоротити втрати та створити базу для інтелектуального балансування споживання на рівні регіонів і міст.

Ключовими напрямками розвитку визначено:

- створення єдиної телеметричної платформи на базі стандартів ENTSO-E;
- впровадження smart-обліку для всіх категорій споживачів;
- використання штучного інтелекту для прогностичного моніторингу;

- посилення кіберзахисту критичної інфраструктури.

3.2. Вимоги до ШІ-систем управління в умовах України

Створення ефективних систем штучного інтелекту для управління енергомережами України потребує врахування специфічних умов, у яких працює енергетична інфраструктура. Однією з найважливіших особливостей є поєднання двох критичних факторів: обмеженість обчислювальних ресурсів на місцевому рівні та необхідність забезпечення безперервної роботи алгоритмів під час ракетних атак, перебоїв електроживлення і пошкоджень комунікаційних каналів. На відміну від умов більшості країн ЄС, українська система функціонує в умовах війни, а тому моделі штучного інтелекту мають бути спеціально адаптовані до роботи за умов підвищених ризиків.

За даними Міністерства енергетики України, «унаслідок масованих ракетних ударів протягом 2022–2024 років суттєво зросла фрагментованість енергомережі, що ускладнило централізоване опрацювання даних і роботу великих серверних кластерів» [109; 19]. У зв'язку з цим у низці регіонів було зафіксовано відключення телеметрії, збій роботи SCADA-систем та втрату каналів для передавання даних у режимі реального часу. Це означає, що централізовані ШІ-платформи, які залежать від стабільного зв'язку з тисячами сенсорів і лічильників, можуть виявитися непридатними для використання в критичних періодах.

У звіті Ukrenergo зазначено, що «в умовах циклічних відключень та руйнування оптичних ліній зв'язку найвищу ефективність продемонстрували децентралізовані алгоритми аналізу даних, розгорнуті безпосередньо на підстанціях і вузлах навантаження» [110; 27]. Йдеться про edge-обчислення — підхід, за якого обробка інформації здійснюється локально, а не на центральному сервері. Така модель суттєво підвищує надійність роботи ШІ, адже мінімізує залежність від зовнішніх каналів зв'язку та забезпечує функціонування критично важливих алгоритмів навіть за умови часткової ізоляції мережі.

Згідно з дослідженням ENTSO-E, «енергетичні системи, які покладаються виключно на централізовану обробку даних, мають підвищений ризик деградації

під час аварій або часткової втрати телеметрії» [111; 14]. У зв'язку з цим європейські оператори активно переходять до гібридної моделі, яка поєднує локальні обчислення з централізованою аналітикою. Для України така архітектура стала необхідністю, оскільки дозволяє забезпечити роботу ключових алгоритмів балансування навіть під час тривалих перебоїв живлення.

Особливу увагу слід приділити питанню енергоспоживання самих ШІ-платформ. У країні, де можливі тривалі відключення електроенергії, системи управління мають використовувати оптимізовані моделі з мінімальною обчислювальною складністю. Зокрема, у звіті European Smart Grids Observatory вказано, що «в умовах обмеженого енергозабезпечення пріоритет повинні мати легкі, енергоефективні моделі, здатні працювати на мікроконтролерах або малопотужних серверних модулях» [112; 12]. Такими моделями можуть бути спрощені CNN, компактні рекурентні мережі або квантовані версії LSTM/GRU, оптимізовані для edge-процесорів.

Не менш важливим є питання відмовостійкості ШІ-систем. В енергетиці України фіксуються часті випадки різкого “падіння” телеметрії, короткочасних переривань зв'язку, повного зникнення живлення в окремих регіонах. У звіті CERT-UA підкреслено, що «критичні енергетичні об'єкти мають працювати за принципом функціонування в умовах часткової втрати контролю (degraded mode) без відключення базових алгоритмів» [113; 8]. Для ШІ це означає, що моделі й програмні комплекси повинні мати механізми аварійного переключення, дублювання даних, локального кешування та автономної роботи при мінімальній доступності каналів зв'язку.

Також слід врахувати обмеження пропускної здатності каналів передавання даних у регіонах, де телекомунікаційна інфраструктура пошкоджена або працює на резервних пропускних каналах. Згідно з аналітичним оглядом Smart Grid International Group, «неякісні канали зв'язку є головним бар'єром для використання великих аналітичних моделей, які потребують високошвидкісного обміну даними» [114; 5]. Це додатково підтверджує доцільність використання локальних ШІ-сегментів, що працюють на периферії мережі.

Для українських умов важливо також створювати системи, здатні функціонувати без постійного доступу до хмарних інфраструктур. Хоча в ЄС активно розвиваються cloud-based EMS та SCADA, для України цей підхід має значні ризики. Як зазначає Energy Community Secretariat, «Хмарно-інтегровані системи управління стають вразливими в регіонах з нестабільною або порушеною комунікаційною інфраструктурою» [115; 16]. Тому найбільш ефективною архітектурою є гібридна — поєднання локальних алгоритмів ШІ із центральними системами, що здійснюють періодичну синхронізацію даних.

Усі ці фактори формують специфічні вимоги до ШІ-систем, створених для української енергетики. Моделі мають бути компактними, стійкими до втрати даних і здатними працювати автономно. Інфраструктура для їхнього розгортання повинна включати резервне живлення, захищені канали зв'язку та можливість гнучкого перемикання між режимами локальної й централізованої обробки.

В умовах воєнних дій та регулярних пошкоджень енергетичної інфраструктури перед енергосистемою України постає критична необхідність забезпечення автономного функціонування окремих сегментів мережі. Такий режим, що в міжнародній практиці відомий під назвою «островний», дозволяє окремим частинам мережі підтримувати роботу навіть у разі втрати зв'язку з магістральною енергосистемою. Здатність тимчасово переходити в автономний режим стає ключовою умовою енергетичної стійкості, особливо у регіонах, які зазнають частих обстрілів та аварійних відключень.

У звіті Міністерства енергетики України наголошується, що «збереження живлення критично важливих об'єктів у регіонах із підвищеним рівнем загроз можливе лише за умови роботи локальних енергетичних островів, здатних самостійно підтримувати частоту та напругу» [116; 21]. Це особливо важливо для лікарень, водоканалів, систем теплопостачання та підприємств оборонної промисловості, робота яких не може бути припинена навіть на короткий час.

За даними Ukrenergo, упродовж 2022–2024 років спостерігались періоди, коли окремі регіони були фактично ізольовані через масштабні пошкодження ліній електропередач. У звіті Оператора зазначено: «високовольтні лінії 330–750 кВ у

низці областей були недоступні протягом кількох днів, що створило потребу у негайному формуванні ізольованих сегментів мережі для уникнення повного знеструмлення» [117; 33]. У таких умовах традиційна централізована система управління втрачає ефективність, і головним завданням стає забезпечення безпеки автономних зон.

Міжнародний досвід ENTSO-E показує, що островний режим вимагає високого рівня автоматизації та наявності гнучких джерел генерації. Європейські дослідники зазначають: «Успішна робота в острівці вимагає швидкого виявлення несправностей, децентралізованого керування та гнучких джерел генерації, здатних балансувати навантаження в режимі реального часу.» [118; 14]. На практиці це означає необхідність мікрогенерації, акумулюючих систем та інтелектуальних алгоритмів, які здатні самостійно визначати момент переходу мережі в автономний режим і контролювати параметри її стабільності.

Однак в Україні більшість розподільчих мереж не мають необхідних засобів автоматичного балансування чи адекватних резервних потужностей. Як підкреслює Energy Community Secretariat, «українські розподільчі мережі оснащені недостатньою кількістю автоматизованих комутаційних пристроїв, що обмежує можливість швидкого відокремлення локальних островів» [119; 9]. Це суттєво знижує шанси для стабільної роботи автономних сегментів без прямого втручання операторів.

Важливою складовою створення енергетичних островів є поєднання локальних джерел генерації та систем накопичення енергії. У звіті European Smart Grids Observatory зазначено, що: «Локальне зберігання та розподілена генерація відновлюваних джерел енергії формують основу сталого та стійкого острівного функціонування» [120; 17]. Для України це означає необхідність масштабування систем ВДЕ малої потужності, встановлення акумулюючих батарей на підстанціях та використання мікротурбін, які можуть оперативно змінювати режим роботи.

Особливу роль у забезпеченні стабільності островних режимів відіграють алгоритми штучного інтелекту. Як зазначає Smart Grid International Group, «Контролери острівного режиму на основі штучного інтелекту можуть

оптимізувати баланс генерації навантаження, забезпечувати стабільність напруги та виконувати автономну повторну синхронізацію після відновлення мережі.» [121; 11]. Іншими словами, системи на основі штучного інтелекту здатні автоматично управляти локальними сегментами мережі, компенсуючи нестачу реактивної потужності, прогножуючи коливання навантажень і плануючи оптимальний момент повторного приєднання до основної мережі.

В умовах постійних загроз важливо також забезпечити безпеку та евристичну відмовостійкість алгоритмів. CERT-UA у своєму звіті підкреслює, що «автономні сегменти мережі становлять особливий інтерес для кібератак, оскільки працюють із зниженою видимістю центральних систем захисту» [122; 19]. Це вимагає від ШІ-систем не лише математичної точності, а й здатності працювати з неповними даними, реагувати на нетипові збурення та підтримувати стабільність у режимі глибокої невизначеності.

Окремим викликом є процес зворотної синхронізації, тобто приєднання острова до основної мережі після відновлення ліній чи збільшення резервів. Згідно з ENTSO-E, «неправильна ресинхронізація може спричинити серйозні перебої частоти та призвести до збоїв у всій системі» [118; 21]. Саме тому використання ШІ-моделей, здатних аналізувати параметри в режимі реального часу, прогнозувати безпечний момент синхронізації та керувати процесом на мілісекундному рівні, є критично важливим для України.

Таким чином, автономне функціонування окремих сегментів мережі стає не лише бажаним, а й необхідним елементом стійкості енергосистеми України. Для цього потрібно сформулювати технічні передумови, що включають автоматизацію, децентралізовані джерела генерації, системи накопичення та інтелектуальні алгоритми управління. Саме поєднання цих компонентів створює можливість забезпечення живлення критичних об'єктів навіть за умов тривалих обстрілів та ізоляції від основної мережі.

У сучасних умовах цифровізації та автоматизації енергетичної інфраструктури питання кібербезпеки та стійкості даних набувають особливого значення для України. Масовані кібератаки, які супроводжують воєнні дії, стають не менш

небезпечними за фізичні руйнування. Тому системи штучного інтелекту, що впроваджуються в енергетиці, повинні відповідати підвищеним вимогам до захисту даних, автентифікації доступу, виявлення аномалій і забезпечення збереження інформації навіть у разі часткової або повної втрати телеметрії.

Згідно зі звітом CERT-UA, «енергетичний сектор України залишається однією з головних цілей кібератак, спрямованих на порушення роботи SCADA та інших критично важливих систем управління» [123; 8]. У документі наголошується, що протягом 2023–2024 років було зафіксовано значне зростання кількості атак на канали телеметрії, системи керування підстанціями та канали передавання даних між диспетчерськими центрами. Такі атаки ставлять під загрозу як працездатність обладнання, так і цілісність даних, необхідних для роботи алгоритмів штучного інтелекту.

Оскільки системи ШІ працюють на основі великих масивів даних, будь-яке їх спотворення або пошкодження може призвести до помилкових рішень, неправильних прогнозів або некоректного балансування енергомережі. Як зазначає ENTSO-E у звіті про стійкість цифрових систем, «Операційні системи на базі штучного інтелекту надійні настільки, наскільки надійні дані, які вони отримують; скомпрометовані набори даних можуть призвести до ескалації збоїв у всій мережі.» [124; 11]. Це означає, що безпека каналів передавання даних і використання захищених протоколів мають бути пріоритетними.

Однією з найважливіших загроз є атаки типу «man-in-the-middle», у межах яких зловмисники перехоплюють або модифікують дані між вузлами системи. У звіті Energy Community Secretariat зазначено, що «атаки на канали зв'язку між регіональними центрами управління можуть призвести до втрати або спотворення параметрів навантаження, що є критичним для моделей прогнозування попиту та генерації» [125; 14]. Тому впровадження захищених протоколів, таких як IEC 62351, стає обов'язковим для роботи з телеметрією високого рівня критичності.

Особливо важливим аспектом для України є захист локальних систем, які функціонують автономно або в ізольованих сегментах мережі. Під час островної

роботи підстанцій і локальних мікромереж ризику зростають, оскільки втрачається центральна координація кіберзахисту. Як зазначає Smart Grid International Group, «автономні енергетичні вузли потребують вбудованих функцій кібербезпеки, включаючи механізми виявлення аномалій та самовідновлення» [126; 19]. Для цього алгоритми штучного інтелекту повинні включати модулі виявлення підозрілих дій і аналіз логів у режимі реального часу.

Зростає також роль так званих архітектур з нульовою довірою (zero-trust), які передбачають механізм перевірки кожної операції, пристрою та користувача незалежно від його розташування в системі. У звіті European Smart Grids Observatory підкреслюється, що «Архітектура безпеки з нульовою довірою є важливою для розподілених систем штучного інтелекту в критично важливих інфраструктурах» [127; 6]. Для України це стає важливою вимогою, оскільки значна частина обладнання працює у розподілених мережах зі складною ієрархією підключень.

Особливу увагу слід приділити питанням резервування та дублювання даних. У випадках, коли окремі сегменти мережі втрачають зв'язок із центральними серверами, системи мають працювати на локально збережених копіях телеметрії. Згідно з аналітичним оглядом НЕК «Укренерго», «ефективне прогнозування в умовах ізольованих режимів можливе лише за наявності повноцінної системи резервного збереження критичних параметрів мережі» [128; 23]. У таких умовах алгоритми ШІ повинні бути здатними продовжувати роботу на основі попередніх даних, а після відновлення зв'язку — автоматично синхронізувати інформацію.

Кіберзахист має охоплювати також механізми виявлення аномалій. Сучасні системи моніторингу повинні виявляти нетипові стани, які можуть свідчити про кібератаку, технічний збій або спробу маніпулювання даними. У звіті ENTSO-E Cybersecurity Task Force наголошено, що «Виявлення аномалій за допомогою штучного інтелекту є одним із найефективніших інструментів захисту інтелектуальних мереж від нових кіберзагроз.» [129; 12]. Для цього використовуються алгоритми машинного навчання, здатні розпізнавати патерни відхилень і реагувати на них до того, як вони призведуть до серйозних наслідків.

Не менш важливим є питання стійкості даних, які використовуються для навчання моделей штучного інтелекту. Умови воєнного часу передбачають можливість часткового пошкодження чи втрати історичних даних. Це робить необхідним застосування методів гібридного резервування, включаючи хмарні сховища, локальні накопичувачі та зашифровані архіви. Як зазначає Міністерство цифрової трансформації України, «стійкість енергетичних даних є ключовим фактором стабільної роботи алгоритмів прогнозування та управління» [130; 10].

Узагальнюючи, вимоги до кібербезпеки та стійкості даних у сучасній українській енергетиці включають захищений обмін інформацією, резервування телеметрії, локальні системи виявлення аномалій, механізми відновлення після кібератак і надійні протоколи аутентифікації. Вони є невід'ємною частиною створення стійких ІІІ-платформ, що можуть працювати в умовах підвищеного ризику.

Упровадження систем штучного інтелекту в енергетичний сектор України неможливе без повної сумісності з наявними платформами диспетчерського управління, такими як SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition) і EMS (Energy Management System), а також із вимогами ENTSO-E щодо оперативної координації, обміну даними та балансування міждержавних потоків електроенергії. Ця сумісність є ключовою умовою безпеки, надійності та ефективності функціонування усієї об'єднаної енергетичної системи в умовах як воєнних загроз, так і мирного відновлення.

Системи SCADA та EMS використовують стандартизовані канали телеметрії, протоколи обміну даними й методи верифікації, які повинні підтримувати всі ІТ-рішення та інструменти штучного інтелекту. Як зазначено у звіті ENTSO-E щодо цифрової інтеграції, «Будь-який операційний модуль на основі штучного інтелекту, призначений для роботи системи, повинен залишатися повністю сумісним зі стандартизованими інтерфейсами даних SCADA та EMS.» [131; 5]. Таким чином, моделі ІІІ повинні працювати з телеметрією в реальному часі, підтримувати формати ІЕС 60870-5-101/104, ІЕС 61850 та забезпечувати передачу даних відповідно до вимог кіберзахисту в енергосистемах.

Український енергетичний сектор має специфічну архітектуру SCADA/EMS, яка в багатьох регіонах включає обладнання різних поколінь. У звіті НЕК «Укренерго» зазначається, що «гетерогенність програмно-апаратних рішень ускладнює впровадження нових функцій, оскільки нові системи повинні підтримувати одночасно кілька поколінь телеметричних протоколів» [132; 17]. Це означає, що системи III мають включати адаптаційні модулі, здатні працювати як з новими цифровими підстанціями, так і зі старими аналоговими та змішаними типами каналів.

Ще однією важливою вимогою є дотримання стандартів оперативного обміну даними ENTSO-E, які регламентують не лише технічні, а й часові параметри синхронізації. Відповідно до документа Operation Handbook, «Транскордонна координація вимагає суворого дотримання синхронізованого за часом обміну даними, при цьому відхилення допускаються лише в межах заздалегідь визначених вікон допуску.» [133; 9]. Це означає, що будь-які алгоритми III, які обробляють дані для прогнозування потоків, оптимізації режимів або підтримки частоти, повинні забезпечувати мінімальні затримки та відповідати вимогам UTC-синхронізації.

Упровадження моделей штучного інтелекту в операційні центри передбачає також необхідність використання загальноприйнятих форматів обміну даними. Документ European Interoperability Framework підкреслює, що «Взаємодія між модулями штучного інтелекту та застарілими системами управління залежить від суворого дотримання моделей відкритих даних та гармонізованих семантичних описів» [134; 12]. Це означає, що III-системи повинні працювати з СІМ-моделями (Common Information Model), що широко використовуються в ENTSO-E для уніфікації опису мережевих об'єктів, параметрів та атрибутів.

Особливу увагу у процесі інтеграції III необхідно приділяти стабільності роботи систем у реальному часі. Оскільки SCADA та EMS працюють у режимах високої критичності, будь-які зовнішні модулі — включаючи алгоритми прогнозування, оптимізації, виявлення аварій або керування гнучкістю — повинні бути протестовані на відповідність вимогам delay-critical operations. За

визначенням ENTSO-E, «критично важливі процеси не повинні зазнавати перебоїв у роботі через інтеграцію додаткових аналітичних рівнів або рівнів підтримки рішень» [135; 15]. Тому системи ШІ повинні або працювати в паралельних потоках даних, або мати механізми негайного відключення при збоях, не впливаючи на основні функції SCADA/EMS.

Важливим компонентом сумісності є також забезпечення логічної узгодженості рішень, які пропонує ШІ, із стандартами регулювання ENTSO-E. Наприклад, алгоритм прогнозування або оптимізаційна модель повинні враховувати вимоги щодо FCR (frequency containment reserve), aFRR (automatic frequency restoration reserve), mFRR (manual frequency restoration reserve) та інші параметри балансувальних послуг. Як наголошено у звіті ENTSO-E щодо інтеграції нових технологій, «Системи підтримки, включаючи штучний інтелект, повинні відображати операційні обмеження європейських балансуючих ринків» [136; 21]. У контексті України це означає, що ШІ-системи повинні бути адаптовані до вимог ENTSO-E, оскільки українська енергосистема працює в синхронній зоні Європи.

Сумісність штучного інтелекту зі SCADA, EMS і стандартами ENTSO-E також передбачає забезпечення двоступеневого контролю рішень, коли рекомендації, сформовані ШІ, проходять валідацію перед передачею до автоматизованих систем керування. У документі International Smart Grid Forum зазначено, що «Механізми прийняття рішень на основі штучного інтелекту повинні бути розроблені таким чином, щоб дозволяти контрольну перевірку та перевизначення оператором.» [137; 10]. Це особливо важливо в умовах української енергосистеми, де можливі як різкі зміни навантаження, так і аварійні режими, що вимагають оперативного втручання диспетчерів.

Узагальнюючи, забезпечення сумісності систем ШІ зі SCADA, EMS та стандартами ENTSO-E включає вимоги до підтримки телеметричних протоколів, часової синхронізації, безпечного обміну інформацією, сумісності зі структурованими моделями даних та дотримання регламентів оперативно-диспетчерського управління. Врахування цих вимог є ключовою передумовою для

надійної інтеграції ШІ в українську енергосистему, яка працює в умовах підвищених технічних та безпекових викликів.

3.3. Адаптація моделей машинного навчання для умов українських мереж

Одним із найбільш критичних викликів для застосування машинного навчання в українській енергосистемі є робота з неповними, фрагментованими або зашумленими даними. На відміну від стабільних європейських систем, де телеметрія надходить без значних перерв, українські енергомережі часто функціонують в умовах перебоїв передачі даних, втрати зв'язку, пошкодження обладнання та інформаційних каналів. Це створює значні труднощі під час тренування моделей машинного навчання, оскільки алгоритми потребують якісних, структурованих і повних наборів даних.

У звіті ENTSO-E щодо вимог до цифрових платформ підкреслюється, що «якість даних є фундаментальною передумовою для будь-якої надійної системи на основі штучного інтелекту» [138; 4], а отже, моделі необхідно адаптувати до умов, коли дані містять пропуски, аномалії або значні рівні шуму. В умовах України пропуски в даних можуть виникати як на рівні розподільчих мереж, так і на рівні магістральних ліній через відсутність живлення, руйнування телекомунікаційних мереж або фізичні пошкодження підстанцій.

Згідно з оцінкою НЕК «Укренерго», «понад третина вузлів телеметрії працює з періодичними втратами даних, що ускладнює формування суцільних тренувальних вибірок» [139; 11]. У документах також наголошується, що частина телеметрії може містити різкі, нетипові стрибки показників, спричинені аварійними процесами, які не відображають реальної динаміки мережі, але сприймаються моделями як значущі патерни.

Проблема шуму в даних є типовою не лише для телеметрії SCADA, а й для погодинних вимірювань споживання. В аналітичному звіті Міжнародного агентства з відновлюваної енергетики (IRENA) зазначено, що «часові ряди енергії, на які впливають експлуатаційні збурення, демонструють характерний високочастотний шум, який необхідно видалити перед навчанням моделі» [140; 9].

Для українських даних це особливо актуально, оскільки стрибкоподібні зміни навантаження часто пов'язані не з побутовою поведінкою споживачів, а з аварійними перемиканнями або відключеннями.

В умовах неповноти даних важливим є використання методів їх заповнення, відновлення та очищення. Одним із базових підходів є інтерполяція з урахуванням часової структури сигналу. Однак у випадку сильних спотворень стандартна інтерполяція може створювати хибні патерни, які моделі машинного навчання сприйматимуть як реальні. Як зазначає IEEE Power & Energy Society, «Реконструкція відсутніх енергетичних даних вимагає гібридних методів, що поєднують статистичну інтерполяцію з шумозаглушенням на основі машинного навчання.» [141; 14]. Такі комбіновані методи особливо необхідні для роботи з українськими даними, де пропуски можуть тривати годинами або днями.

Для адаптації до шуму в телеметрії використовуються підходи фільтрації даних, такі як хвильове перетворення, фільтр Калмана та методи згладжування. У дослідженні Energy Analytics Institute наведено, що «Фільтрація Калмана залишається одним із найефективніших підходів для видалення операційного шуму з телеметрії мережі» [142; 7]. Застосування цього підходу дозволяє стабілізувати часові ряди та уникнути надмірного впливу випадкових сплесків.

Іншим важливим напрямом адаптації є розробка моделей, стійких до пропусків даних на рівні алгоритмів. У публікації European Machine Learning for Energy Consortium зазначено, що «Надійні архітектури машинного навчання можуть обробляти частково відсутні дані без значного зниження точності.» [143; 13]. Це стосується, зокрема, моделей на основі рекурентних мереж (LSTM, GRU), які можуть працювати з масками пропусків та ваговими коефіцієнтами, що знижують вплив недостовірних значень.

В умовах України особливу роль відіграє можливість тренування моделей на змішаних наборах даних: частина з них надходить із сучасних цифрових підстанцій, інша — зі старішого обладнання з меншою точністю або довгими затримками. У дослідженні Норвезького енергетичного інституту підкреслюється, що «Моделі, навчені на гетерогенних наборах даних, потребують методів

нормалізації ознак, які об'єднують набори даних з різною частотою дискретизації та рівнем точності.» [144; 16]. Це дозволяє уникнути ситуацій, коли модель навчена лише на одній категорії сигналів і не може узагальнювати інші.

З огляду на різноманітність та неповноту даних важливо застосовувати також методи аномалієдетекції, які дають змогу відсіяти дані, що не можуть бути використані для тренування. ENTSO-E Cyber Task Force зазначає, що «Автоматизоване виявлення аномалій є обов'язковим для будь-якого набору даних, що використовується для навчання операційних інструментів на основі штучного інтелекту.» [145; 10]. Це положення цілком відповідає реаліям українських мереж, де аномалії часто містять інформацію про аварійні ситуації, але не повинні потрапляти до тренувальної вибірки.

Окремим напрямом є використання методів доповнення даних, що дозволяють збільшити обсяг тренувальної вибірки, коли реальних даних недостатньо. До таких підходів належать: генеративні моделі, стохастична реконструкція, моделювання сценаріїв на основі цифрових двійників (Digital Twin). Як зазначає European Energy Research Alliance, «Генерація синтетичних даних може значно покращити стабільність моделі машинного навчання у випадках, коли операційні набори даних є неповними або суперечливими.» [146; 18].

Однією з найбільших проблем для впровадження моделей машинного навчання в українській енергетичній системі є нестача якісних, тривалих та структурованих попередніх даних. Значна частина телеметрії була втрачена через пошкодження інфраструктури, перебоїв в роботі підстанцій, відсутність цифровізації на окремих ділянках мережі та обмежену кількість високочастотних вимірювань. У таких умовах традиційні методи тренування моделей, які потребують багаторічних даних, стають менш ефективними. Трансферне навчання є одним із підходів, що дозволяє компенсувати ці обмеження шляхом використання знань, отриманих моделями на інших енергосистемах або споріднених задачах.

Згідно з аналітичним звітом European ML for Energy Alliance, «Трансферне навчання дозволяє моделям машинного навчання досягати високої точності навіть у середовищах з обмеженими або неповними наборами даних» [147; 6]. Тобто,

моделі, попередньо натреновані на великих європейських чи глобальних енергетичних наборах даних, можуть бути адаптовані до українських умов шляхом донавчання на локальних вибірках.

Важливою перевагою трансферного навчання є те, що моделі не починають навчання з нуля, а використовують базові закономірності, які вже засвоїли на інших наборах даних. Такі закономірності включають сезонність навантаження, поведінкові патерни споживачів, динаміку генерації відновлюваних джерел енергії та типові режими електромереж. У звіті IEA Energy Systems Analytics зазначено, що «попередньо навчені моделі зберігають узагальнювані характеристики часових рядів енергії, які можна адаптувати до локальних умов шляхом точного налаштування» [148; 8]. Для України, де дані часто фрагментовані, така можливість є особливо цінною.

Одним із ключових напрямів застосування трансферного навчання є прогнозування навантаження та генерації ВДЕ. Дослідження Нідерландського енергетичного інституту показують, що «Моделі, попередньо навчені на великих європейських наборах даних, можуть значно перевершити локально навчені моделі, коли локальні дані обмежені або містять багато шуму.» [149; 10]. Це безпосередньо відповідає українським умовам, де місцеві вибірки часто містять пропуски, а шум і аномалії суттєво впливають на точність навчання.

В умовах дефіциту даних також важливе значення має адаптація моделей до зміни топології мережі та режимів роботи енергосистеми. Після 2022 року багато наявних тренувальних вибірок втратили репрезентативність, оскільки поведінка споживачів, структура навантажень та режими генерації зазнали суттєвих змін. Як зазначає ENTSO-E у звіті щодо гнучкості алгоритмів, «Методи трансферного навчання дозволяють моделям адаптуватися до трансформованих мережевих середовищ без повного перенавчання» [150; 13]. Таким чином, трансферне навчання допомагає зменшити залежність від історичних даних і робить процес навчання більш економним.

Для українських операторів важливо також те, що трансферне навчання дозволяє використовувати моделі, натреновані на цифрових двійниках

європейських мереж або на даних, які моделюються штучно. У звіті Digital Twin Consortium зазначено, що «Синтетичні набори даних у поєднанні з трансферним навчанням дозволяють навчати надійні моделі для регіонів з обмеженим охопленням вимірювань» [151; 7]. Це означає, що навіть за відсутності повного історичного масиву модель можна адаптувати на основі штучно згенерованих чи модельних даних.

Додатковою перевагою трансферного навчання є можливість значно зменшити обчислювальні витрати. Навчання великих нейронних мереж із нуля потребує значних ресурсів, які не завжди доступні в умовах української інфраструктури. Проте донавчання вже існуючої моделі має суттєво менші вимоги. У звіті IEEE Smart Grid Initiative вказано, що «Точне налаштування вимагає лише частку обчислювальної потужності порівняно з навчанням моделі глибокого навчання з нуля.» [152; 14], що є особливо релевантним для українських операторів, які працюють під час воєнних ризиків та обмеженого доступу до хмарних ресурсів.

Трансферне навчання також дозволяє підвищити стійкість моделей до шуму та аномалій. Оскільки базові моделі навчені на великих і різномірних вибірках, вони здатні швидше узагальнювати інформацію та не реагувати надмірно на нестандартні значення. Як зазначає Stanford Energy AI Lab, «попередньо навчені моделі демонструють чудову стійкість за аномальних умов експлуатації» [153; 5]. Це важливо в українських умовах, де телеметрія часто містить нестандартні патерни, пов'язані з аваріями або пошкодженнями.

У підсумку, трансферне навчання є одним з найефективніших підходів до впровадження інтелектуальних систем в українській енергетиці, оскільки:

1. суттєво зменшує потребу в історичних даних;
2. покращує стійкість моделей до шуму та пропусків;
3. знижує обчислювальні вимоги;
4. дозволяє моделям адаптуватися до змін у мережі;
5. відкриває можливість використання синтетичних або міжнародних даних.

Таким чином, трансферне навчання є важливим інструментом адаптації інтелектуальних систем до складних реалій української енергетичної системи.

Одним із ключових викликів для енергосистеми України є нестабільність генерації від відновлюваних джерел енергії (ВДЕ), зокрема сонячних та вітрових електростанцій. Висока варіативність виробітку, залежність від погодних умов, часті перепади інтенсивності сонячного випромінювання, хмарності, швидкості та турбулентності вітру створюють значні труднощі для моделей прогнозування, балансування та операційного управління. Нестабільність даних, а також їх неповнота через пошкодження метеостанцій, перебої телеметрії та відсутність стандартизованої звітності в окремих регіонах, зумовлюють потребу в адаптованих методах машинного навчання.

У звіті IEA Energy Renewables Analytics підкреслюється, що «мінливість відновлюваної генерації вносить значний шум та непередбачуваність у набори даних мережі» [154; 9]. Цей шум проявляється у вигляді різких стрибків генерації, нерівномірних денних профілів та кореляції з локальними погодними явищами. В умовах України нестабільність даних від ВДЕ додатково посилюється частковим пошкодженням енергетичної інфраструктури, що призводить до фрагментації метеоданих та спотворення часових рядів.

Згідно з аналітичним оглядом European Wind Integration Centre, «Набори даних про вітрогенерацію часто демонструють нестационарність та високочастотні коливання, що знижують точність моделі» [155; 7]. Для України це особливо актуально, оскільки більшість вітрових електростанцій розташована у південних та східних регіонах країни, які найбільше постраждали від військових дій, що призвело до втрати частини вимірювальної інфраструктури.

Для компенсації нестабільності даних активно використовуються методи згладжування та фільтрації часових рядів. Як зазначає IEEE Energy Systems Society, «передові методи згладжування, такі як вейвлет-розкладання або гібридна фільтрація Калмана, значно покращують надійність прогнозування відновлюваної енергетики» [156; 12]. Ці методи дозволяють виділити тренд, зменшити вплив короткочасного шуму та стабілізувати вхідні дані для моделей машинного навчання.

Важливим аспектом є також використання додаткових джерел даних для підвищення точності прогнозування. Зокрема, супутникові знімки, короткострокові метеопрогнози, радарні картографічні дані та хмарні індекси стають важливими атрибутами моделей. У звіті European Solar Forecasting Initiative зазначено, що «Набори функцій, вдосконалених за допомогою супутників, зменшують невизначеність прогнозів виробництва фотоелектричної енергії, забезпечуючи відстеження руху хмар у режимі реального часу» [157; 11]. Це відкриває можливість компенсувати нестабільність наземної телеметрії шляхом об'єднання декількох джерел даних.

Окреме значення має використання моделей глибинного навчання, що здатні навчатися на зашумлених та частково неповних наборах даних. Дослідження MIT Renewable Energy AI Lab демонструє, що «Архітектури LSTM та GRU підтримують стабільну прогностичну продуктивність навіть за умов значної волатильності даних.» [158; 8]. Ці моделі ефективні для відстеження динаміки ВДЕ, оскільки здатні враховувати нелінійні залежності та тривалі часові залежності.

Для компенсації нестабільності даних також важливо використовувати методи ансамблювання моделей. Аналітики European Grid Forecasting Council зазначають, що «Ансамблеве навчання зменшує нестабільність окремих моделей, поєднуючи кілька підходів до прогнозування в єдиний прогноз» [159; 6]. Для українських умов, де окремі набори даних можуть бути менш надійними, ансамблеві підходи дозволяють отримувати більш стійкі оцінки.

У випадках, коли дані від ВДЕ відсутні частково або повністю, застосовуються методи реконструкції сигналів на основі кореляцій з іншими джерелами. У звіті британського Національного оператора мережі вказано, що «Розриви у виробництві енергії з відновлюваних джерел можна ефективно реконструювати за допомогою регіональних показників освітлення та моделей вітрових полів» [160; 4]. Це дає можливість відновити профілі генерації навіть при пошкодженні місцевих станцій.

Додатково слід враховувати, що нестабільність ВДЕ є не лише джерелом похибок, а й об'єктивним параметром, який має бути включений у навчання

моделей. У звіті ENTSO-E з питань інтеграції ВДЕ сказано, що «Моделі необхідно навчати не лише на усереднених даних, але й на метриках волатильності, щоб відображати реальну операційну мінливість.» [161; 15]. Таке врахування нестабільності дозволяє створювати моделі, здатні до точного прогнозування навіть за складних погодних умов.

У підсумку, компенсація нестабільності даних від ВДЕ передбачає:

1. використання фільтрації та згладжування часових рядів;
2. залучення додаткових джерел даних, включаючи супутникові;
3. застосування глибинних моделей, стійких до шуму;
4. використання ансамблевих підходів;
5. реконструкцію сигналів за відсутності даних;
6. включення показників нестабільності у процес навчання моделей.

Ці підходи створюють основу для формування стабільних та адаптивних алгоритмів ШІ, здатних працювати з високоволатильними даними, характерними для генерації відновлюваних джерел енергії в Україні.

У сучасних умовах підвищеної нестабільності української енергосистеми, спричиненої військовими атаками, руйнуванням критичної інфраструктури та різкими коливаннями режимів роботи мереж, завдання прогнозування аварійних режимів набуває першорядного значення. Концепція прогнозної стійкості мережі (predictive grid resilience) передбачає застосування методів штучного інтелекту для раннього виявлення ризиків, оцінки ймовірності пошкоджень та оптимізації реакції оператора на потенційні загрози.

Згідно з аналітичним звітом ENTSO-E з питань цифрової стійкості, «Прогнозна стійкість стає вирішальною вимогою для операторів транспортних систем через зростаючу складність та нестабільність сучасних енергосистем.» [162; 5]. В умовах України така вимога є особливо актуальною, оскільки мережі часто функціонують із перевантаженням, нестачею резервів, неповною телеметрією та можливими зовнішніми впливами, які важко передбачити традиційними методами.

Одним із ключових інструментів прогнозування аварій є аналіз часових рядів параметрів мережі. В документі IEEE Grid Resilience Report зазначено, що

«Алгоритми виявлення аномалій, що застосовуються до даних високочастотної мережі, можуть виявити слабкі місця та потенційні ризики збоїв до їх загострення.» [163; 9]. Алгоритми виявлення аномалій, зокрема із використанням автоенкодерів, LSTM-мереж та методів статистичної сегментації, дозволяють визначити надмірні коливання напруги, струму чи частоти, які потенційно можуть призвести до аварійних ситуацій.

У випадку українських мереж значну цінність має можливість прогнозування фізичних пошкоджень обладнання, включаючи трансформатори, лінії електропередачі та комутаційні апарати. У звіті International Energy Cyber-Physical Council підкреслюється, що «Моделі машинного навчання, навчені на даних про деградацію обладнання, можуть передбачати відмови компонентів значно раніше, ніж традиційна діагностика» [164; 11]. Це означає, що навіть за відсутності повного історичного набору модель може виявляти характерні патерни старіння або перевантаження обладнання.

Важливою складовою прогнозовної стійкості є також інтеграція геопросторових даних. У дослідженні German Institute for Critical Infrastructure зазначено, що «Поєднання телеметрії сітки з геопросторовими шарами загроз дозволяє точно прогнозувати ймовірність пошкодження під впливом зовнішніх стресових факторів» [165; 8]. У випадку України такими зовнішніми чинниками можуть бути ракетні удари, артилерійські атаки, пожежі та техногенні ризики. Аналіз геопросторових ризиків у поєднанні з телеметричними даними дозволяє формувати прогностичні карти вразливості мереж.

У контексті роботи з ВДЕ, алгоритми прогнозовної стійкості використовуються для виявлення нестабільних режимів, спричинених раптовими змінами генерації. У документі European Renewables Stability Board підкреслюється, що «Коливання, зумовлені відновлюваними джерелами енергії, можна передбачити за допомогою гібридних моделей машинного навчання, що включають оцінки метеорологічної невизначеності» [166; 6]. Враховуючи високий рівень волатильності сонячної та вітрової генерації в Україні, такі інструменти стають важливою частиною забезпечення стабільності мережі.

Окремий напрям застосування прогнозної стійкості — це моделювання каскадних відмов. Каскадні аварії є однією з найнебезпечніших загроз, оскільки пошкодження одного елемента може призвести до лавиноподібного виходу з ладу інших частин мережі. У звіті Swiss Energy Security Laboratory наведено, що «Графові нейронні мережі демонструють високу точність у прогнозуванні шляхів поширення каскадів» [167; 13]. Це означає, що глибинні моделі на основі графових структур можуть визначати, як локальна аварія пошириться мережею, та допомогти операторам запобігти масштабним відключенням.

Не менш важливим аспектом є аналіз поведінки системи в умовах дефіциту резервів. У документі National Grid Resilience Forum зазначено, що «прогнозні моделі можуть визначати години нестачі резервів та пропонувати оптимальні дії щодо реконфігурації» [168; 4]. Це дозволяє операторам заздалегідь реагувати на ситуації, коли система наближається до критичних значень потужності або частоти.

Додатково, алгоритми прогнозної стійкості можуть оцінювати ризики, пов'язані з втратою телеметрії. У дослідженні European Digital Security Foundation сказано, що «Реконструкція даних та виявлення аномалій на основі машинного навчання компенсують відсутні або пошкоджені вимірювання внаслідок кіберфізичних збоїв» [169; 12]. Це має велике значення для України, де телеметричні канали можуть тимчасово виходити з ладу через зовнішні впливи або пошкодження обладнання.

Узагальнюючи, прогнозування пошкоджень і аварійних режимів на основі методів штучного інтелекту дозволяє підвищити стійкість української енергосистеми завдяки можливості:

1. раннього виявлення аномалій та потенційних аварій,
2. прогнозування деградації обладнання,
3. врахування геопросторових ризиків,
4. попередження каскадних відмов,
5. ідентифікації нестабільних режимів унаслідок роботи ВДЕ,
6. компенсації втрати даних та пошкодженої телеметрії.

Ці підходи формують основу концепції predictive grid resilience, яка є критично важливою для забезпечення надійного функціонування українських електромереж у сучасних умовах підвищеної загрози та нестабільності.

У сучасних умовах функціонування енергетичної системи України ключовим завданням стає забезпечення автономності, стійкості та адаптивності локальних сегментів електромереж, зокрема мікромереж, які повинні залишатися працездатними навіть у випадку втрати зв'язку з основною енергосистемою. Через постійні ризики ракетних ударів, руйнування підстанцій, пошкодження ліній електропередач та перебої в роботі телеметрії традиційні централізовані алгоритми балансування мають обмежену ефективність. Тому методи підкріпленого навчання (Reinforcement Learning, RL) та багатоагентні підходи набувають особливої важливості для локального управління мікромережами.

У звіті IEEE Smart Microgrid Task Force зазначено, що «Навчання з підкріпленням дозволяє автономним мережевим агентам вивчати оптимальні стратегії балансування навіть за неповної інформації та швидкозмінних умов.» [170; 9]. Це робить RL одним із ключових інструментів для роботи в умовах нестабільності, які є характерними для України.

В умовах воєнних дій мікромережі часто функціонують у режимі часткової або повної ізоляції від магістральної мережі. Згідно з аналітичним оглядом International Microgrid Resilience Consortium, «Ізольовані мікромережі потребують децентралізованих систем прийняття рішень для підтримки балансу напруги, частоти та навантаження без централізованої координації.» [171; 7]. RL дає можливість реалізувати такі децентралізовані системи за рахунок того, що агенти (наприклад, інвертори, накопичувачі енергії, локальні генератори) самостійно навчаються оптимальним діям.

Особливістю українських мікромереж є наявність значної кількості ВДЕ, що мають високу волатильність генерації. Це ускладнює балансування та створює додаткове навантаження на системи керування. У документі European Distributed Energy Systems Alliance підкреслюється, що «Контролери на основі RL можуть динамічно коригувати конфігурації мікромережі, щоб компенсувати

нестабільність, викликану ВДЕ.» [172; 12]. Таким чином, підкріплене навчання дозволяє стабілізувати мікромережі, навіть якщо генерація від сонячних або вітрових джерел є непередбачуваною.

У випадку втрати телеметрії або пошкодження комунікацій RL демонструє ще одну важливу перевагу. Згідно з дослідженням американського National Energy Preparedness Laboratory, «Агенти RL можуть продовжувати працювати на основі вивчених політик, навіть коли телеметрія в режимі реального часу стає недоступною.» [173; 15]. Це означає, що українські мікромережі можуть зберігати працездатність навіть у ситуаціях, коли інформаційні канали тимчасово не функціонують через зовнішні впливи.

Застосування RL також дозволяє оптимізувати використання енергетичних ресурсів у мікромережах, які працюють у критичних умовах. Для України це має важливе значення, оскільки локальні накопичувачі енергії, дизельні генератори та PV-системи можуть мати обмежений запас енергії. У дослідженні MIT Grid Optimization Lab вказано, що «Оптимізація на основі RL мінімізує непотрібне циклування генератора та покращує термін служби систем зберігання даних.» [174; 10]. Таким чином, RL допомагає зменшити зношування обладнання та подовжити строк його експлуатації, що є критичним фактором у воєнний період.

Багатоагентні підходи (Multi-Agent Reinforcement Learning, MARL) є окремим напрямом розвитку систем локального балансування. У звіті ENTSO-E Digital Innovation Committee зазначено, що «Багатоагентні архітектури дозволяють розподіленим компонентам мережі автономно узгоджувати потоки потужності та координувати дії балансування.» [175; 5]. Для українських умов, де мікромережі можуть містити десятки незалежних джерел та споживачів, MARL забезпечує можливість узгодженого управління без централізованого диспетчерського втручання.

Особливо важливим є те, що MARL може враховувати локальні обмеження, ризики пошкоджень та стани окремих компонентів. У дослідженні Japanese Distributed Energy Intelligence Network зазначено, що «Багатоагентне навчання в реальному часі демонструє чудову продуктивність у середовищах з частковою

спостережуваністю та динамічно змінними станами інфраструктури.» [176; 13]. Це повністю відповідає реаліям роботи українських енергетичних об'єктів, які часто працюють за умов неповної інформації.

Одним із найважливіших напрямів застосування RL є адаптивне переключення режимів роботи мікромережі — між автономною роботою, роботою з обмеженим зв'язком або повною інтеграцією з магістральною мережею. У звіті European Resilient Microgrids Group зазначено, що «Керування на основі RL забезпечує плавний перехід між режимами підключення до мережі та ізольованим режимом» [177; 9]. Така можливість є ключовою для української енергосистеми, де мікромережі можуть раптово втрачати зв'язок із загальною мережею через обстріли або аварії.

У підсумку, використання підкріпленого навчання та багатоагентних підходів для локального балансування мікромереж забезпечує:

1. автономність роботи мікромереж навіть у разі втрати зв'язку з магістральною мережею;
2. адаптацію до нестабільних умов, спричинених волатильністю ВДЕ або аваріями;
3. оптимізацію використання локальних джерел та накопичувачів енергії;
4. узгоджену поведінку незалежних елементів мікромереж;
5. підвищення рівня стійкості до зовнішніх впливів;
6. можливість функціонування при неповній або зашумленій телеметрії.

Таким чином, RL та MARL є ключовими підходами до створення стійких енергоавтономних рішень, які можуть забезпечити українським мікромережам високу адаптивність у складних та непередбачуваних умовах.

3.4. Очікувані результати та ефекти від впровадження ШІ в Україні

Упровадження моделей штучного інтелекту в українську енергетичну систему здатне забезпечити системні, структурні та довгострокові зміни, що охоплюють усі рівні управління – від локальних мікромереж до магістральних потоків та інтеграції в ENTSO-E. У звіті World Energy Council підкреслено, що «Цифровий інтелект стає

одним із ключових факторів модернізації енергосистеми, її гнучкості та операційної стійкості.» [178; 5]. В українських реаліях застосування ШІ є не лише питанням технологічного розвитку, а й необхідним кроком для забезпечення стійкості під час воєнних загроз і подальшого відновлення енергетичного сектору.

Одним із найбільш очікуваних ефектів є суттєве підвищення точності прогнозування споживання та генерації, особливо від відновлюваних джерел енергії. За даними European Energy Forecasting Association, використання глибинного навчання та гібридних моделей дозволяє «зменшити середню похибку прогнозу RES-generation на 20–35 %, що значно підвищує стабільність роботи системи» [179; 9]. Для України, де частка ВДЕ зростає, а їх нестабільність ускладнює балансування, це є критично важливим.

Другим важливим напрямом ефектів є скорочення тривалості та частоти аварійних режимів. У звіті International Grid Stability Board зазначено, що «Виявлення аномалій на основі штучного інтелекту дозволяє раніше виявляти індикатори нестабільності та зменшує ймовірність каскадних збоїв» [180; 12]. Завдяки впровадженню систем прогнозової стійкості (predictive grid resilience) очікується, що оператори зможуть заздалегідь ідентифікувати потенційні вузькі місця, деградацію обладнання та ризики перевантажень, що зменшить кількість аварій та масштабність їх наслідків.

Значний ефект очікується від упровадження ШІ у локальне балансування та управління мікромережами. У документі ENTSO-E Future Grids Framework зазначено, що «Локальний інтелект покращує стабільність острівного режиму, оптимізує використання сховища та збільшує автономність мікромережі» [181; 7]. Для України це означає можливість тривалого автономного функціонування критичної інфраструктури – лікарень, центрів зв'язку, військових об'єктів, об'єктів водопостачання – у разі відключення від магістральної мережі.

Окремою групою очікуваних ефектів є підвищення енергоефективності та зменшення втрат у мережі. За оцінкою IEEE Power Optimization Committee, впровадження оптимізаційних моделей ШІ може «зменшити технічні втрати в системі на 5–12 % завдяки динамічній реконфігурації мережі та оптимальному

використанню резервів» [182; 10]. Це є значущим у контексті старіння української інфраструктури та необхідності модернізації без значного збільшення капітальних витрат.

Штучний інтелект також здатен підвищити ефективність використання накопичувачів енергії та електромобілів як елементів гнучкості. У дослідженні European Battery Integration Institute зазначено, що «Планування на основі штучного інтелекту максимізує термін служби батареї та покращує продуктивність балансування системи» [183; 6]. Для України, де кількість систем зберігання енергії швидко зростає, це означає можливість інтеграції їх у загальну стратегію балансування, зменшуючи потребу в дорогих резервних потужностях.

Крім технічних ефектів, очікуються й значні економічні вигоди. За оцінкою International Energy Digitalization Agency, «Оптимізація за допомогою штучного інтелекту може знизити експлуатаційні витрати операторів транспортних систем та операторів розподільчих мереж на 15–25% завдяки автоматизації, прогнозованому технічному обслуговуванню та зменшенню ручного втручання.» [184; 4]. У межах України це може забезпечити суттєве зниження витрат на ремонт, планування та експлуатацію, що є особливо актуальним під час відновлення інфраструктури.

Важливим наслідком впровадження ШІ стає підвищення кіберстійкості, оскільки сучасні моделі здатні автоматично виявляти підозрілу активність, атаки на телеметрію та спроби змінити параметри мережі. У звіті Digital Security for Energy Sector зазначено, що «Кібермоніторинг на основі машинного навчання виявляє аномалії набагато раніше, ніж системи на основі правил» [185; 11]. Для України, що піддається системним кібератакам, це є одним із найважливіших стратегічних напрямів.

Особливе значення має здатність ШІ підтримувати синхронізацію з ENTSO-E та дотримання регуляторних норм. У документі ENTSO-E AI Integration Roadmap сказано, що «Технології штучного інтелекту покращують транскордонну координацію та забезпечують дотримання європейських операційних стандартів» [186; 8]. Це дозволяє Україні не лише підтримувати стабільну синхронну роботу,

але й підвищувати конкурентоспроможність на європейському ринку електроенергії.

Узагальнюючи, очікувані результати від упровадження ШІ в українській енергетичній системі включають:

1. підвищення точності прогнозування та стабільності режимів;
2. зниження частоти аварійних ситуацій та швидше реагування на них;
3. зростання автономності мікромереж;
4. підвищення енергоефективності й зменшення втрат;
5. ефективне використання накопичувачів та гнучкого навантаження;
6. скорочення операційних витрат;
7. підвищення кіберстійкості;
8. відповідність європейським стандартам ENTSO-E.

Таким чином, упровадження штучного інтелекту має потенціал суттєво зміцнити українську енергосистему, зробивши її більш стійкою, ефективною та інтегрованою у європейський енергетичний простір.

ВИСНОВКИ

У магістерській роботі комплексно досліджено проблему інтелектуального управління та оптимізації споживання електроенергії в умовах трансформації енергосистем, з особливим акцентом на специфіку функціонування енергетичної системи України в період структурних змін, в тому числі збільшення частки відновлюваних джерел енергії, та інтеграції до європейського енергетичного простору, та підвищених зовнішніх загроз. Проведене дослідження дозволило сформулювати цілісне бачення ролі моделей штучного інтелекту як ключового інструменту підвищення ефективності, стійкості та адаптивності сучасних електроенергетичних мереж.

У ході роботи встановлено, що традиційні методи прогнозування та управління електроспоживанням, які базуються на детермінованих або лінійних статистичних підходах, не забезпечують необхідної точності та гнучкості в умовах високої волатильності навантажень, зростання частки відновлюваних джерел енергії, дефіциту резервних потужностей і нестабільності телеметричних даних. Це зумовлює об'єктивну потребу у впровадженні інтелектуальних методів аналізу та прийняття рішень.

У першому розділі роботи узагальнено теоретичні засади функціонування об'єднаної енергосистеми Європи та визначено ключові особливості інтеграції України до мережі ENTSO-E. Показано, що синхронізація з європейською енергосистемою не лише розширює можливості міждержавних перетоків потужності, але й висуває підвищені вимоги до точності прогнозування, балансування та координації режимів роботи. Виявлено, що зростання частки відновлюваних джерел енергії істотно ускладнює процеси балансування та потребує застосування адаптивних алгоритмів управління.

У другому розділі здійснено аналіз сучасних методів і технологій інтелектуального управління енергоспоживанням. Встановлено, що моделі машинного навчання та глибинні нейронні мережі демонструють істотні переваги порівняно з класичними підходами щодо точності прогнозування та здатності

враховувати нелінійні залежності. Обґрунтовано доцільність використання рекурентних архітектур для часових рядів, а також методів підкріпленого навчання для адаптивного управління навантаженням і локального балансування мікромереж. Доведено, що концепція цифрового двійника є ефективним інструментом для моделювання режимів, аналізу сценаріїв та підтримки диспетчерських рішень.

У третьому розділі роботи особливу увагу приділено адаптації моделей штучного інтелекту до реалій енергосистеми України. Встановлено, що ключовими обмежувальними факторами є пошкодження енергетичної інфраструктури, нерівномірність регіональних навантажень, обмежена телеметрія на розподільчому рівні, дефіцит обчислювальних ресурсів і підвищені вимоги до кібербезпеки. У роботі обґрунтовано доцільність використання трансферного навчання, ансамблевих методів і підходів до компенсації зашумлених та неповних даних, що дозволяє забезпечити працездатність моделей в умовах обмеженої інформації.

Окремим важливим результатом є обґрунтування застосування підкріпленого навчання та багатоагентних систем для забезпечення автономного функціонування сегментів мережі в островному режимі. Показано, що такі підходи дозволяють підвищити живучість енергосистеми, забезпечити локальне балансування та ефективно використання обмежених ресурсів у кризових умовах.

За результатами проведеного дослідження сформульовано практичні рекомендації щодо впровадження інтелектуальних систем управління енергоспоживанням в Україні. Зокрема, доцільним є поетапне впровадження ШІ-рішень із початковою інтеграцією в існуючі SCADA та EMS-системи, використання гібридних архітектур із поєднанням централізованого та локального управління, а також пріоритетне застосування моделей, здатних працювати в умовах обмежених обчислювальних ресурсів і нестабільних каналів зв'язку.

Практична реалізація запропонованих підходів може забезпечити зменшення втрат електроенергії, підвищення точності прогнозування навантажень, скорочення кількості аварійних ситуацій і підвищення загальної стійкості енергосистеми. Отримані результати можуть бути використані операторами систем

передачі та розподілу, диспетчерськими службами, а також у процесі планування відновлення та модернізації енергетичної інфраструктури України.

Узагальнюючи результати магістерської роботи, можна зробити висновок, що впровадження моделей штучного інтелекту є стратегічно важливим напрямом розвитку енергетичної галузі України. Запропоновані наукові положення та практичні рекомендації створюють підґрунтя для подальших досліджень і практичного застосування інтелектуальних систем управління з метою формування стійкої, гнучкої та безпечної електроенергетичної системи, здатної ефективно функціонувати як у мирний час, так і в умовах кризових впливів.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. ENTSO-E. ENTSO-E Balancing Report 2024. URL: https://eepublicdownloads.entsoe.eu/clean-documents/nc-tasks/240628_ENTSO-E_Balancing_Report_2024.pdf (дата звернення: 28.10.2025).
2. ENTSO-E. Governance Framework. URL: <https://www.entsoe.eu/about/inside-entsoe/governance/> (дата звернення: 28.10.2025).
3. ENTSO-E. ENTSO-E at a Glance. 2014. URL: https://www.entsoe.eu/Documents/Publications/ENTSO-E%20general%20publications/140925_ENTSO-E_at_a_Glance.pdf (дата звернення: 28.10.2025).
4. ENTSO-E RDIC. Research, Development and Innovation Programme. 2024. URL: <https://www.entsoe.eu/about/research-and-innovation/> (дата звернення: 28.10.2025).
5. ENTSO-E. Ten-Year Network Development Plan 2024. URL: <https://www.entsoe.eu/news/2025/01/31/new-ten-year-network-development-plan-highlights-power-transmission-and-storage-needs-to-meet-the-energy-transition-targets/> (дата звернення: 28.10.2025).
6. ENTSO-E. Transparency Platform. URL: <https://transparency.entsoe.eu/> (дата звернення: 28.10.2025).
7. ENTSO-E. Common Grid Model Methodology. 2024. URL: <https://eepublicdownloads.entsoe.eu> (дата звернення: 28.10.2025).
8. ENTSO-E. Balancing Cooperation Framework. 2023. URL: <https://www.entsoe.eu> (дата звернення: 28.10.2025).
9. Clean Energy Wire. EU electricity market integration. 2023.
10. Next Kraftwerke. Market Coupling Explained. 2024.
11. European Commission. Electricity Interconnection Targets. 2024.
12. KleinFilip J. Transmission Constraints and Market Efficiency. Duke Univ., 2025.

13. Paniagua J., Trujillo-Baute E. Cross-border electricity trade and market efficiency. Energy Economics, 2018.
14. Bruegel Institute. Unity of Power. The case for more integrated EU electricity markets. Policy Brief. 2023.
15. ENTSO-E. System Inertia and Stability Challenges in Renewable-Dominated Power Systems. Technical Report, 2024.
16. ENTSO-E. System Flexibility Roadmap. Policy Report, 2023.
17. European Commission. Energy Storage Strategy for 2030. Brussels, 2024.
18. European Commission. Energy Efficiency Directive — Policy Update. Brussels, 2023.
19. ENTSO-E. Demand Side Flexibility Strategy. Technical Framework, 2024.
20. European Energy Agency. Peak Demand and Grid Stability Report. Copenhagen, 2023.
21. European Association for E-Mobility. Smart Charging and Grid Integration Challenges. Berlin, 2024.
22. ACER — Agency for the Cooperation of Energy Regulators. Energy Data Interoperability Challenges. Ljubljana, 2024.
23. Leuven Energy Research Institute. Behavioral Barriers to Demand Response Participation. Leuven, 2023.
24. European Commission. Energy System Planning and Forecasting Framework. Brussels, 2024.
25. Box G., Jenkins G. Time Series Analysis: Forecasting and Control. San Francisco: Holden-Day, 1970.
26. European Smart Grids Research Group. AI and Machine Learning for Demand Forecasting. Vienna, 2023.
27. Sifat A., Shahriar M., Rahman M. Deep Learning-Based Short Term Load Forecasting. Energy and AI, 2022.
28. Український інститут енергетичних досліджень. Аналітичний звіт щодо моделей прогнозування навантаження в ОЕС України. Київ, 2023.

29. Куліш О., Рожко І. Інтернет речей у системах моніторингу навантаження електромереж. Енергетика і електрифікація, №4, 2022.
30. Сімоненко В. Цифрові двійники енергосистем: концепції та перспективи впровадження в Україні. Вісник НТУУ "КПІ", Серія Енергетика, 2023.
31. НКРЕКП. Щодо розвитку ринку допоміжних послуг в ОЕС України. Київ, 2024.
32. European Sustainable Energy Agency. AI for Power System Operations. Brussels, 2023.
33. Smart Grid Technology Outlook. Machine Learning Applications in Distributed Power Systems. Delft, 2024.
34. Schneider Electric Research Center. Reinforcement Learning for Smart Grid Control. Paris, 2023.
35. Коваленко О., Мірошниченко А. Методи підкріплювального навчання в задачах керування навантаженням електромереж. Енергетика та Автоматика, №2, 2023.
36. European Power Systems Lab. Multi-Agent Coordination in Distributed Grids. Berlin, 2024.
37. CIGRE. AI Safety and Explainability for Power System Operations. Technical Brochure, 2023.
38. Національний інститут стратегічних досліджень. Штучний інтелект в енергетиці України: виклики та перспективи. Київ, 2024.
39. European Smart Grid Alliance. Deep Learning in Renewable-Integrated Power Systems. Brussels, 2024.
40. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory. Neural Computation, 1997.
41. Chung J., Gulcehre C., Bengio Y. Gated Recurrent Units for Sequence Processing. ArXiv Preprint, 2014.
42. European AI Grid Consortium. CNN-Based Load Forecasting Models. Prague, 2023.

43. European Energy Data Lab. Hybrid Neural Networks for Load Forecasting. Rotterdam, 2023.
44. IEEE Power and Energy Society. Transformer Models for Time Series Forecasting in Smart Grids. New York, 2024.
45. Міністерство енергетики України. Цифровізація енергетичного сектору України: стратегічні орієнтири 2025. Київ, 2023.
46. Smart Power Alliance. Adaptive Load Control in Decentralized Grids. Brussels, 2024.
47. European Grid Control Center. Self-Learning Control Agents for Power Systems. Vienna, 2023.
48. European Renewable Integration Lab. Reinforcement Learning for Demand Response Optimization. Copenhagen, 2024.
49. European Distributed Grid Council. Multi-Agent Coordination in Decentralized Power Networks. Berlin, 2023.
50. Jensen A., Rottman D. Multi-Agent RL for Renewable-Integrated Microgrids. Energy Systems Journal, 2024.
51. European Storage Research Platform. Battery Storage Optimization Using Reinforcement Learning. Oslo, 2024.
52. European EV Integration Center. Smart Charging and V2G Control with RL Technologies. Amsterdam, 2024.
53. Міністерство енергетики України. Стратегія цифрової трансформації енергетики України до 2030. Київ, 2023.
54. International Smart Grid Forum. Digital Twin Technologies for Power System Operations. London, 2023.
55. European Commission. Digitalization of the EU Energy System. Brussels, 2024.
56. Siemens Energy. Digital Twin Applications for Grid Balancing and Dispatch. Munich, 2023.
57. European IoT Grid Consortium. IoT and Edge Computing for Real-Time Power Grid Monitoring. Paris, 2024.

58. European Renewable Dynamics Observatory. Impact of Renewable Variability on Grid Modeling. Copenhagen, 2023.
59. Microgrid Evolution Report. Digital Twin Control Architectures for Autonomous Microgrids. Zurich, 2024.
60. Intelligent Grid Modeling Initiative. Training RL Controllers in Digital Twin Environments. Stockholm, 2024.
61. European Smart Grid Software Overview. Next-Generation Platforms for Intelligent Grid Management. Brussels, 2024.
62. ENTSO-E. Operational Monitoring and Control Frameworks. Brussels, 2023.
63. Smart Grid Operational Framework. Energy Management Systems for Modern Utility Operations. Milan, 2023.
64. НЕК «Укренерго». Методичні підходи до оптимізації режимів електричних мереж України. Київ, 2021.
65. Electric Power Research Institute (EPRI). OpenDSS Technical Reference Guide. Palo Alto, 2023.
66. Siemens Energy. PSS/E Operational Manual and Grid Simulation Applications. Berlin, 2023.
67. DIgSILENT GmbH. PowerFactory User and Modeling Guide. Gomaringen, 2024.
68. Pacific Northwest National Laboratory. GridLAB-D and MATPOWER Use in Smart Grid Research. U.S. DOE, 2023.
69. Міністерство енергетики України. Цифровізація енергетичного сектору України: дорожня карта розвитку. Київ, 2024.
70. Міністерство енергетики України. Звіт про стан енергосистеми України у 2024 році. Київ, 2024.
71. World Bank. Ukraine Rapid Damage and Needs Assessment: Energy Sector Update. Washington, 2023.
72. Державне агентство з енергоефективності. Енергетичний баланс України за 2021 рік. Київ, 2022.

73. НЕК «Укренерго». Річний звіт про стан та розвиток ОЕС України. Київ, 2024.
74. Energy Community Secretariat. Ukraine Power Sector Monitoring Report. Vienna, 2023.
75. Eurelectric. Resilience and Grid Flexibility in War Conditions. Brussels, 2024.
76. ДТЕК. Технічний звіт про стан енергетичних об'єктів та систем автоматизації. Київ, 2023.
77. ENTSO-E. Ukraine Grid Resilience and Emergency Synchronization Review. Brussels, 2023.
78. Держенергоефективності України. Втрати ВДЕ-генерації у 2023–2024 рр. та програма відновлення. Київ, 2024.
79. НЕК «Укренерго». Оцінка резервів частотного регулювання та балансування в умовах війни. Київ, 2024.
80. Energy Community Secretariat. Ukraine Power System Reserve Adequacy Report. Vienna, 2023.
81. ENTSO-E. Assessment of Flexibility and Balancing Cooperation with Ukraine. Brussels, 2024.
82. Eurelectric. Hydro Flexibility and Grid Stability under Stress Conditions. Brussels, 2023.
83. Держенергоефективності України. Стан розвитку систем накопичення енергії (BESS) в Україні. Київ, 2024.
84. Smart Grid International Group. Demand-Side Flexibility and AI Integration in Emerging Power Systems. Berlin, 2024.
85. Міністерство енергетики України. Цифрова енергетика України – стратегія Digital Energy 2030. Київ, 2023.
86. European Energy Council. AI-based Forecasting and Reserve Optimization in Modern Power Grids. Vienna, 2024.
87. НЕК «Укренерго». Звіт про регіональні профілі споживання електроенергії України. Київ, 2024.

88. Міністерство енергетики України. Баланс електроенергії України 2023–2024: структурні зміни споживання. Київ, 2024.
89. Energy Community Secretariat. Regional Load Imbalance and Infrastructure Resilience in Ukraine. Vienna, 2023.
90. ENTSO-E. Transmission Capacity and Cross-Regional Power Flow Assessment. Brussels, 2024.
91. Eurelectric. Network Congestion and Grid Flexibility in Eastern Europe. Brussels, 2023.
92. Smart Grid International Group. Demand Dynamics and AI Forecasting in Post-War Energy Systems. Berlin, 2024.
93. European Energy Council. Hybrid AI Models for Regional Load Forecasting under Data Constraints. Vienna, 2024.
94. ENTSO-E. Synchronous Operation and Grid Integration Report: Ukraine and Continental Europe. Brussels, 2023.
95. НЕК «Укренерго». Розвиток синхронної роботи з ENTSO-E: результати та перспективи. Київ, 2024.
96. ENTSO-E. Technical Report on Frequency and Reserve Coordination with Ukraine. Brussels, 2023.
97. Energy Community Secretariat. Ukraine Grid Integration: Frequency Control and Operational Alignment. Vienna, 2023.
98. Eurelectric. Post-War Synchronization and Grid Stability in Eastern Europe. Brussels, 2024.
99. ENTSO-E Digitalization Task Force. AI and Predictive Analytics in Continental Power System Management. Brussels, 2024.
100. Міністерство енергетики України. Звіт про стан цифрової автоматизації розподільчих мереж України. Київ, 2024.
101. НЕК «Укренерго». Digitalization Report: Integration of Telemetry and SCADA Systems. Київ, 2024.
102. ENTSO-E. Grid Digitalization Study: Harmonization of Telemetry and Control Standards. Brussels, 2024.

103. Державне агентство з енергоефективності. Розвиток систем Smart Metering в Україні: аналітичний звіт. Київ, 2024.
104. European Smart Grids Observatory. Smart Metering as a Core of Demand-Side Flexibility. Brussels, 2023.
105. ENTSO-E. Cybersecurity in Energy Networks: Resilience Report 2023. Brussels, 2023.
106. CERT-UA. Кіберінциденти у критичній енергетичній інфраструктурі України 2023. Київ, 2024.
107. Siemens Energy & DTEK. AI-driven Fault Detection Pilot in Ukrainian Distribution Networks. Berlin–Kyiv, 2024.
108. Smart Grid International Group. Intelligent Distribution Automation and Self-Healing Networks. Berlin, 2024.
109. Міністерство енергетики України. Звіт про стійкість енергоінфраструктури в умовах воєнного стану. Київ, 2024.
110. НЕК «Укренерго». Аналіз роботи телеметричних систем у період надзвичайних режимів. Київ, 2024.
111. ENTSO-E. Resilience and Data Continuity in Synchronous Grids. Brussels, 2023.
112. European Smart Grids Observatory. Energy-efficient AI Models in Critical Power Systems. Brussels, 2024.
113. CERT-UA. Кіберзагрози та відмовостійкість SCADA-систем України. Київ, 2023.
114. Smart Grid International Group. Communication Constraints in Decentralized Energy Networks. Berlin, 2024.
115. Energy Community Secretariat. Operational Challenges of Cloud-Based EMS in Eastern Europe. Vienna, 2023.
116. Міністерство енергетики України. Стратегія забезпечення стійкості критичної енергетичної інфраструктури. Київ, 2024.
117. НЕК «Укренерго». Аналітичний огляд роботи магістральних мереж у період активних бойових дій. Київ, 2024.

118. ENTSO-E. Islanding Operation and Grid Resynchronization Guidelines. Brussels, 2023.
119. Energy Community Secretariat. Challenges of Distributed Grid Control in Ukraine. Vienna, 2023.
120. European Smart Grids Observatory. Local Energy Systems and Island Mode Stability Analysis. Brussels, 2024.
121. Smart Grid International Group. AI-Based Control Strategies for Autonomous Energy Networks. Berlin, 2024.
122. CERT-UA. Загрози автономним сегментам енергомереж: аналітичний звіт. Київ, 2024.
123. CERT-UA. Аналіз кібератак на енергетичну інфраструктуру України. Київ, 2024.
124. ENTSO-E. Cybersecurity and Data Integrity Report. Brussels, 2023.
125. Energy Community Secretariat. Cyber Risks in Transmission and Distribution Systems. Vienna, 2024.
126. Smart Grid International Group. Embedded Cybersecurity for Autonomous Energy Nodes. Berlin, 2024.
127. European Smart Grids Observatory. Zero-Trust Architectures in Critical Infrastructure. Brussels, 2023.
128. НЕК «Укренерго». Резервування даних та стійкість телеметрії в умовах надзвичайних ситуацій. Київ, 2024.
129. ENTSO-E Cybersecurity Task Force. AI-Based Anomaly Detection in Smart Grids. Brussels, 2024.
130. Міністерство цифрової трансформації України. Стійкість цифрових даних у секторі критичної інфраструктури. Київ, 2023.
131. ENTSO-E. Digital Integration and Interoperability Guidelines. Brussels, 2023.
132. НЕК «Укренерго». Технічний стан систем SCADA/EMS та вимоги до модернізації. Київ, 2024.

133. ENTSO-E. Operation Handbook: Data Exchange and Time Synchronization Standards. Brussels, 2023.
134. European Interoperability Framework for Energy Systems. Luxembourg, 2022.
135. ENTSO-E. Requirements for Critical Real-Time Operations. Brussels, 2024.
136. ENTSO-E. Integration of AI and Digital Tools in European Balancing Markets. Brussels, 2023.
137. International Smart Grid Forum. Supervisory Control Principles for AI-Enhanced Grids. Geneva, 2023.
138. ENTSO-E. Data Quality Requirements for AI Applications. Brussels, 2023.
139. НЕК «Укренерго». Стан телеметрії та аналітичних даних в енергосистемі України. Київ, 2024.
140. IRENA. Time-Series Data Integrity in Energy Systems. Abu Dhabi, 2023.
141. IEEE Power & Energy Society. Methods for Reconstruction of Missing Grid Data. New York, 2022.
142. Energy Analytics Institute. Noise Filtering Techniques for Power System Telemetry. London, 2023.
143. European ML for Energy Consortium. Robust ML Architectures for Incomplete Operational Data. Berlin, 2023.
144. Norwegian Energy Research Institute. Harmonization of Heterogeneous Energy Datasets. Oslo, 2022.
145. ENTSO-E Cyber Task Force. Standards for Anomaly Detection in Operational Data. Brussels, 2024.
146. European Energy Research Alliance. Synthetic Data Generation for Machine Learning in Energy Systems. Milan, 2023.
147. European ML for Energy Alliance. Transfer Learning in Low-Data Energy Environments. Berlin, 2023.
148. IEA Energy Systems Analytics. Pretrained Energy Models and Their Applications. Paris, 2022.

149. Netherlands Energy Research Institute. Generalization of ML Models for Power Systems. Amsterdam, 2023.
150. ENTSO-E. Adaptive AI Systems for Modern Grids. Brussels, 2024.
151. Digital Twin Consortium. Synthetic Energy Data and Transfer Learning Applications. London, 2023.
152. IEEE Smart Grid Initiative. Efficient Training Methods for Deep Learning in Power Systems. New York, 2022.
153. Stanford Energy AI Lab. Robustness of Pretrained Deep Learning Models in Power Networks. Stanford, 2023.
154. IEA Energy Renewables Analytics. Variability and Noise in Renewable Generation Data. Paris, 2023.
155. European Wind Integration Centre. Data Instability in Wind Power Systems. Copenhagen, 2023.
156. IEEE Energy Systems Society. Advanced Techniques for Smoothing Renewable Energy Time Series. New York, 2022.
157. European Solar Forecasting Initiative. Satellite-Based Solar Irradiance Forecasting Tools. Brussels, 2023.
158. MIT Renewable Energy AI Lab. Deep Learning Methods for Volatile Renewable Generation. Cambridge, 2022.
159. European Grid Forecasting Council. Ensemble Models in Renewable Energy Forecasting. Madrid, 2023.
160. National Grid UK. Methods for Reconstruction of Renewable Output in Incomplete Datasets. London, 2024.
161. ENTSO-E. Renewable Integration and Variability Modelling Framework. Brussels, 2024.
162. ENTSO-E. Digital Resilience and Predictive Stability Guidelines. Brussels, 2024.
163. IEEE Grid Resilience Report. Anomaly Detection in High-Frequency Power System Data. New York, 2023.

164. International Energy Cyber-Physical Council. Predicting Grid Component Failures Using ML. Geneva, 2023.
165. German Institute for Critical Infrastructure. Geospatial Threat Modelling for Power Grids. Berlin, 2022.
166. European Renewables Stability Board. Hybrid Forecasting Models for RES Variability. Brussels, 2023.
167. Swiss Energy Security Laboratory. Graph Neural Networks for Cascade Failure Prediction. Zurich, 2024.
168. National Grid Resilience Forum. Reserve Adequacy Forecasting and System Stability. London, 2023.
169. European Digital Security Foundation. Data Loss Mitigation in Cyber-Physical Energy Systems. Vienna, 2024.
170. IEEE Smart Microgrid Task Force. Reinforcement Learning Applications in Autonomous Microgrids. New York, 2023.
171. International Microgrid Resilience Consortium. Decentralized Control Strategies for Isolated Grids. Oslo, 2024.
172. European Distributed Energy Systems Alliance. Adaptive Microgrid Balancing Under RES Variability. Brussels, 2023.
173. National Energy Preparedness Laboratory. Telemetry-Loss Resilience in Reinforcement Learning Systems. Washington, 2023.
174. MIT Grid Optimization Lab. Optimization of Hybrid Microgrids Using RL-Based Controllers. Cambridge, 2022.
175. ENTSO-E Digital Innovation Committee. Multi-Agent Learning Architectures for Distributed Grid Control. Brussels, 2024.
176. Japanese Distributed Energy Intelligence Network. Multi-Agent RL Performance in Dynamic Microgrid Environments. Tokyo, 2023.
177. European Resilient Microgrids Group. Seamless Mode Transition in Smart Microgrids Using RL. Vienna, 2024.
178. World Energy Council. Digital Intelligence for Modern Grids. London, 2023.

179. European Energy Forecasting Association. Improving Forecast Accuracy with AI Methods. Brussels, 2024.
180. International Grid Stability Board. AI-Driven Methods for Early Failure Detection. Geneva, 2023.
181. ENTSO-E Future Grids Framework. Intelligent Local Grid Operations. Brussels, 2023.
182. IEEE Power Optimization Committee. Reducing Network Losses through AI-Based Optimization. New York, 2022.
183. European Battery Integration Institute. Smart Scheduling for Energy Storage Systems. Berlin, 2023.
184. International Energy Digitalization Agency. Economic Impact of AI in Transmission and Distribution Operations. Oslo, 2024.
185. Digital Security for Energy Sector. ML-Based Monitoring in Critical Infrastructures. Vienna, 2023.
186. ENTSO-E AI Integration Roadmap. AI Support for European Operational Standards. Brussels, 2024.

ДОДАТКИ

Додаток 1.

Вид енергії	Зберігання	Транспортування	Використання	Екологічність
Електрична	Складне, дороге	Легко по мережам	Універсальне	Чиста в місці споживання
Хімічна (паливо)	Умовно просте	Транспортом	Тепло, електрика	Викиди CO ₂ , інші
Теплова	Обмежене (термоси, акумулятори тепла)	Важко, мала відстань (теплотраси)	Обігрів, електрика	Тепловтрати розсіюються
Механічна	Обмежене (маховики)	Майже неможливо	В основному на місці виробітку, електрична	Локально може нанести механічні ушкодження
Ядерна	Зберігається у вигляді палива, складне	Складне, зарегульоване	Тепло, електрика	Енергетично агресивні відходи

Додаток 2

Позитивний ефект	Проблеми	Механізми вирішення
зниження викидів CO ₂ , енергетична незалежність, зменшення вартості електроенергії в довгостроковому періоді	варіативність виробітку, зниження інерції мережі, збільшення потреб у резервах	накопичувачі, цифрові двійники, міждержавні перетоки, гнучкі ринки

Додаток 3

Горизонт	Мета	Типові інструменти
Короткостроковий (від хвилин до доби)	балансування та диспетчеризація	статистичні та машинні моделі
Середньостроковий (від декількох днів до місяця)	управління резервами та закупівля енергії	регресійні та ансамблеві підходи
Довгостроковий (місяці – роки)	розвиток інфраструктури та інвестиційне планування	сценарні та економетричні моделі

Додаток 4

№ п/п	Тип моделей	Призначення	Характерні приклади
1	Моделі регресії	прогнозування споживання та цін	Linear Regression, Ridge, LASSO
2	Дерева рішень і ансамблеві моделі	виявлення патернів у даних, робота зі змішаними ознаками	Random Forest, Gradient Boosting (XGBoost, LightGBM)
3	Моделі часових рядів	аналіз та прогноз динаміки споживання	ARIMA, SARIMA, Prophet
4	Глибинне навчання (DL)	прогнозування нестаціонарних і нелінійних режимів	RNN, LSTM, GRU, CNN-LSTM
5	Розподілені та багатоагентні моделі	управління мікромережами та локальними ВДЕ	Multi-Agent Reinforcement Learning (MARL)

Додаток 5

№ п/п	Потреба	Необхідні дії
1	Дані в реальному часі	розгортання IoT та модернізація SCADA
2	Автоматизація розподільчих мереж	впровадження Smart Grid-підходів
3	Локальне балансування	розвиток Market-Based Demand Response
4	Автономне керування ВДЕ	впровадження багатоагентних систем
5	Прогнозне планування	цифрові двійники енергосистем

Додаток 6

№ п/п	Модель	Точність прогнозу	Обчислювальні витрати	Переваги	Обмеження
1	LSTM	висока	середні	обробляє довгі залежності	потребує великих даних і часу навчання
2	GRU	висока, трохи нижча за LSTM	низькі	швидке навчання, проста структура	трохи гірше з довгими трендами
3	CNN	висока для короткострокових прогнозів	низькі	швидке виявлення патернів, легка реалізація	слабко враховує довгі зв'язки

4	CNN- LSTM/GRU	дуже висока	високі	універсальність і точність	потребує експертної настройки
5	Transformer	найвища на довгих горизонтах	дуже високі	моделює складні системні залежності	потребує великих обчислювальних ресурсів

Додаток 7

Проблема	Наслідок	Можливі рішення
Нестача достовірних даних та телеметрії	некоректне навчання моделей	впровадження цифрових платформ збору даних (IoT, SCADA 2.0)
Висока обчислювальна складність RL	повільне навчання для великих мереж	використання моделей “transfer learning” та попереднього навчання
Ризики некоректних дій агента	потенційні аварійні режими	обмеження простору дій та безпечне навчання (safe-RL)
Проблеми кібербезпеки	можливість атаки на алгоритм	ізоляція каналів навчання і контрольних команд

Додаток 8

№ п/п	Тип RL-моделі	Особливості	Приклад застосування
1.	Табличне Q-Learning	підходить для малих і дискретних станів	керування локальними мікромережами
2.	DQN (Deep Q-Network)	поєднання Q-learning з нейромережами для великих станів	управління енергосховищами
3.	DDPG / PPO	підходить для безперервних дій	керування частотою та напругою
4.	Multi-Agent RL	координація розподілених ресурсів	балансування між регіонами енергосистеми

Додаток 9

№	Функція	Опис
1	прогнозні розрахунки режимів	моделювання зміни навантаження та генерації
2	діагностика та виявлення аномалій	визначення загроз стабільності мережі
3	оптимізація керування	вибір найкращих алгоритмів балансування
4	аналіз впливу ВДЕ	оцінка коливань сонячних і вітрових генераторів
5	підтримка ринкових рішень	прогноз цін та міждержавних перетоків

Додаток 10

№ п/п	Платформа	Розробник	Призначення	Особливості
1	GridLAB-D	Pacific Northwest National Laboratory	моделювання мікромереж	орієнтація на побутове та міське навантаження
2	MATPOWER	Cornell / MATLAB	аналіз поточкорозподілу	відкритий код, зручність у наукових моделях
3	Modelica / OpenModelica	LMS International	моделювання енергетичних систем	підтримка гібридних моделей (електрика + теплопостачання)

Додаток 11

№	Критерій	SCADA 2.0	EMS	PSS/E	OpenDSS	PowerFactory
1	Моніторинг режимів	+	+	+	+	+
2	Автоматичне управління	частково	+	частково	частково	+
3	Моделювання ВДЕ	обмежено	обмежено	добре	відмінно	відмінно
4	Динамічні розрахунки	обмежено	частково	+	+	+
5	Вартість	Сереня	висока	Дуже висока	безкоштовно	Висока
6	Відкритість	закрита	Закрита	закрита	відкрита	Частково відкрита

Моделі управління оптимізацією споживання електроенергії на основі штучного інтелекту

Колтуцький Віктор Ілліч

Ціль впровадження моделей на основі ШІ

Зниження експлуатаційних витрат операторів транспортних систем електричних мереж та операторів розподільчих мереж на 15–25%, що можливо, за твердженням Міжнародного агенства з цифровізації енергетики.

Особливості використання типів енергії

Вид енергії	Зберігання	Транспортування	Використання	Екологічність
Електрична	Складне, дороге, тенденція до здешевлення.	Легко по мережам	Універсальне	Чиста в місці споживання
Хімічна (паливо)	Умовно просте	Продуктопроводи, колісний транспорт, морський	Тепло, електрика	Викиди CO ₂ , сажа, інші хімічні сполуки
Теплова	Обмежене (термоси, акумулятори тепла)	Важко, мала відстань (теплотраси)	Обігрів, електрика	В залежності від способів створення
Механічна	Обмежене (маховики)	Майже неможливо	В основному на місці виробітку, електрична	Локально може нанести механічні ушкодження
Ядерна	Зберігається у вигляді палива, складне	Складне, зарегульоване	Тепло, електрика	Радіоактивно агресивні відходи

Готові рішення з оптимізації споживання електроенергії

№ п/п	Тип моделей	Призначення	Характерні приклади
1	Моделі регресії	прогнозування споживання та цін	Linear Regression, Ridge, LASSO
2	Дерева рішень і ансамблеві моделі	виявлення <u>патернів</u> у даних, робота зі змішаними ознаками	Random Forest, Gradient Boosting (XGBoost, LightGBM)
3	Моделі часових рядів	аналіз та прогноз динаміки споживання	ARIMA, SARIMA, Prophet
4	Глибинне навчання (DL)	прогнозування нестационарних і нелінійних режимів	RNN, LSTM, GRU, CNN-LSTM
5	Розподілені та багатоагентні моделі	управління мікромережами та локальними ВДЕ	<u>Multi-Agent Reinforcement Learning (MARL)</u>

Напрямки вдосконалення оптимізацією споживання електроенергії

№ п/п	Потреба	Необхідні дії
1	Дані в реальному часі	розгортання IoT та модернізація SCADA
2	Автоматизація розподільчих мереж	впровадження Smart Grid-підходів
3	Локальне балансування	розвиток <u>Market-Based Demand Response</u>
4	Автономне керування ВДЕ	впровадження <u>багатоагентних</u> систем
5	Прогнозне планування	цифрові двійники енергосистем

Дякую за увагу!