

**Остапенко Ольга Павлівна** кандидат технічних наук, доцент, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, <https://orcid.org/0000-0001-9682-9419>

## ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В УПРАВЛІННІ ПРОЦЕСАМИ ГЕНЕРАЦІЇ, РОЗПОДІЛУ ТА РЕГУЛЮВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОЇ І ТЕПЛОВОЇ ЕНЕРГІЇ: ТЕХНІЧНІ, МЕТОДОЛОГІЧНІ ТА ЕТИКО-ПРАВОВІ АСПЕКТИ

**Анотація.** У статті розглядаються сучасні підходи до застосування методів штучного інтелекту (ШІ) для підвищення ефективності управління процесами генерації, розподілу та регулювання електричної й теплової енергії на об'єктах енергетичної інфраструктури – теплових електростанціях, когенераційних установках, електричних та теплових мережах. Проаналізовано принципи функціонування інтелектуальних систем управління, заснованих на алгоритмах машинного навчання, нейронних мережах, нечіткій логіці, методах глибокого навчання, фізично-інформованих нейронних мережах (PINN) та навчанні з підкріпленням (RL). Визначено ключові напрями застосування ШІ: прогнозування електричних і теплових навантажень, оптимізація режимів роботи турбогенераторів і котельного обладнання, управління потоками активної та реактивної потужності в електричних мережах, регулювання частоти та напруги в енергосистемі, предиктивна діагностика обладнання, управління системами когенерації та централізованого тепlopостачання, а також реалізація концепції цифрового двійника енергетичного об'єкта. Особливу увагу приділено аналізу вимог Регламенту ЄС про штучний інтелект (EU AI Act 2024/1689) щодо систем ШІ у критичній інфраструктурі та п'яти ключовим етичним принципам їх відповідального застосування. Встановлено, що комплексне впровадження ШІ-технологій забезпечує зниження витрат палива, скорочення втрат в електричних мережах, зменшення операційних витрат та підвищення надійності енергопостачання. Визначено, що перспективними напрямами подальших досліджень є: розробка інтегрованих цифрових двійників енергетичних систем на основі PINN і синхронізованих вимірювань; розвиток методів мультиагентного RL для децентралізованого управління Smart Grid; адаптація підприємств галузі до вимог EU AI Act; формування стандартизованих протоколів валідації ШІ-моделей для застосувань у критичній енергетичній інфраструктурі; підготовка міждисциплінарних фахівців з цифрової енергетики.

**Ключові слова:** штучний інтелект, електроенергетика, теплоенергетика, машинне навчання, нейронні мережі, PINN, управління енергосистемою, прогнозування навантажень, регулювання частоти та напруги, когенерація, EU AI Act, цифровий двійник.

**Ostapenko Olha Pavlivna** Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, <https://orcid.org/0000-0001-9682-9419>

## APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN MANAGEMENT OF GENERATION, DISTRIBUTION AND REGULATION PROCESSES OF ELECTRICAL AND HEAT ENERGY: TECHNICAL, METHODOLOGICAL AND ETHICAL AND LEGAL ASPECTS

**Abstract.** The article examines contemporary approaches to the application of artificial intelligence (AI) methods for improving the efficiency of managing the processes of generation, distribution, and regulation of electrical and thermal energy at energy infrastructure facilities — thermal power plants, cogeneration units, electrical and heat supply networks. The operating principles of intelligent control systems based on machine learning algorithms, neural networks, fuzzy logic, deep learning methods, physics-informed neural networks (PINNs), and reinforcement learning (RL) are analyzed. The key areas of AI application are identified: forecasting of electrical and thermal loads, optimization of operating modes of turbogenerators and boiler equipment, management of active and reactive power flows in electrical networks, frequency and voltage regulation in power systems, predictive equipment diagnostics, management of cogeneration and district heating systems, as well as the implementation of the digital twin concept for energy facilities. Particular attention is given to the analysis of the requirements of the EU Artificial Intelligence Regulation (EU AI Act 2024/1689) concerning AI systems in critical infrastructure, and to five key ethical principles for their responsible deployment. It is established that the comprehensive implementation of AI technologies ensures reductions in fuel consumption, decreased losses in electrical networks, lower operational costs, and improved reliability of energy supply.

The following are identified as promising directions for further research: the development of integrated digital twins of energy systems based on PINNs and synchronized measurements; the advancement of multi-agent RL methods for decentralized Smart Grid management; the adaptation of industry enterprises to the requirements of the EU AI Act; the formation of standardized validation protocols for AI models used in critical energy infrastructure applications; and the training of interdisciplinary specialists in digital energy.

**Keywords:** artificial intelligence, electrical power engineering, thermal power engineering, machine learning, neural networks, PINN, power system management, load forecasting, frequency and voltage regulation, cogeneration, EU AI Act, digital twin.

**Постановка проблеми.** Сучасна об'єднана енергетична система України перебуває на стадії глибоких структурних трансформацій, зумовлених одночасним впливом трьох ключових чинників: необхідністю відновлення і модернізації пошкодженої інфраструктури, вимогами синхронізації з об'єднаною енергосистемою континентальної Європи (ENTSO-E) та глобальними тенденціями цифровізації й декарбонізації енергетичного сектору. В умовах зростання частки відновлюваних джерел енергії (ВДЕ) з їх нестаціонарною генерацією, ускладнення режимів роботи енергосистеми та жорсткішання вимог до якості електроенергії управління процесами генерації, розподілу та регулювання електричної й теплової енергії набуває критичного значення для забезпечення безпеки та ефективності енергопостачання [1].

Традиційні методи управління енергетичними системами, що засновані на класичній теорії автоматичного регулювання та детерміністських алгоритмах диспетчеризації, демонструють суттєві обмеження в умовах зростаючої складності та невизначеності сучасних енергосистем.

Штучний інтелект (ШІ), відповідно до визначення Регламенту Європейського Союзу 2024/1689 (EU AI Act), являє собою «машинно-орієнтовану систему, розроблену для функціонування з різним ступенем автономності, яка може демонструвати адаптивність після розгортання та яка на основі отриманих вхідних даних виводить результати – такі як прогнози, контент, рекомендації або рішення, здатні впливати на фізичне або віртуальне середовище» [2]. Таке трактування чітко окреслює потенціал ШІ для інтегрованих електроенергетичних і теплоенергетичних систем, де вхідними даними є результати вимірювань напруги, струму, частоти, температури, тиску, витрат теплоносія, а вихідними – рішення щодо оптимальних режимів роботи обладнання.

Методи машинного навчання, нейронні мережі, нечітка логіка та еволюційні алгоритми дозволяють створювати адаптивні системи управління, здатні враховувати нелінійність, невизначеність і багатопараметричність електроенергетичних і теплоенергетичних процесів [3]. Активний розвиток цифрових технологій та концепції Smart Grid створює сприятливі умови для широкомасштабного впровадження ШІ в галузі. Водночас масштабне застосування ШІ-технологій у критичній інфраструктурі породжує принципово нові питання щодо надійності, кібербезпеки, пояснюваності рішень та відповідності регуляторним вимогам.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Проблематика застосування штучного інтелекту в електроенергетиці та теплоенергетиці активно досліджується як вітчизняними, так і зарубіжними науковцями. Моделювання є одним із найбільш перспективних напрямів застосування штучного інтелекту в теплоенергетиці та електроенергетиці [4 – 9]. Завдяки цим технологіям стає можливим побудова високоточних моделей складних термодинамічних процесів та енергетичних систем.

Розглянемо основні методи штучного інтелекту, що застосовуються для моделювання в енергетичній галузі.

Нейронні мережі у теплоенергетичних дослідженнях використовуються для опису нелінійних термодинамічних процесів, прогнозування робочих параметрів котлів, турбін і теплообмінників, а також для побудови сурогатних моделей, що слугують альтернативою ресурсоемним розрахункам методами обчислювальної гідродинаміки (CFD). Генетичні алгоритми та еволюційні методи обчислень застосовуються для оптимізації геометричних характеристик теплообмінного обладнання, визначення раціональних режимів роботи теплоенергетичних установок, а також для зменшення витрат палива за встановлених умов експлуатації. Навчання з підкріпленням у машинному навчанні використовується для керування параметрами спалювання палива в оптимальному режимі, адаптивного регулювання теплових режимів та розробки автономних систем управління енергоблоками.

За допомогою методів штучного інтелекту здійснюється створення цифрових двійників теплоенергетичних об'єктів – повноцінних віртуальних копій енергоблоків теплових електростанцій і теплоелектроцентралей. Це дозволяє виконувати моделювання всіх технологічних процесів у режимі реального часу, проводити навчання персоналу та випробування нових режимів роботи без ризику для реального обладнання. Окремим напрямом є моделювання процесів горіння та теплообміну, що охоплює оптимізацію спалювання різних видів палива, моделювання турбулентних течій у камерах згоряння і розрахунок теплообміну в геометрично складних системах.

У задачах моделювання теплових мереж вирішуються питання прогнозування теплових втрат у трубопроводах, оптимізації гідравлічних режимів, а також моделювання аварійних ситуацій і розроблення заходів щодо їх запобігання. В інтегрованих енергетичних системах досліджується взаємодія електричних і теплових мереж, оптимізація когенераційних установок та балансування попиту і пропозиції в інтелектуальних системах тепlopостачання [4 – 9].

Серед ключових переваг застосування штучного інтелекту в моделюванні слід виокремити: суттєве скорочення часу обчислень порівняно з традиційними підходами, можливість врахування великої кількості параметрів та їх взаємного

ISSN 2786-6025 Online

впливу, виявлення прихованих закономірностей, які важко формалізувати аналітично, а також здатність моделей адаптуватися до змін умов експлуатації в режимі реального часу.

Нормативно-правові аспекти застосування ШІ в критичній енергетичній інфраструктурі регулюються Регламентом ЄС (EU AI Act 2024/1689) [2], що встановлює обов'язкові вимоги до систем ШІ, включаючи об'єкти виробництва, передачі та розподілу електроенергії. Оновлені Рекомендації Єврокомісії з етичного використання ШІ [10] наголошують на необхідності включення принципів людської гідності, справедливості та пояснюваності у методологію розробки та впровадження ШІ-систем в енергетиці.

**Метою даної статті** є систематизація та аналіз сучасних підходів до застосування методів штучного інтелекту в управлінні процесами генерації, розподілу та регулювання електричної й теплової енергії з урахуванням технічних, методологічних та етико-правових аспектів, оцінювання їхньої ефективності та визначення перспективних напрямів подальшого розвитку.

**Виклад основного матеріалу.** Штучні нейронні мережі є фундаментальним інструментом ШІ в управлінні електроенергетичними та теплоенергетичними системами. Архітектура мережі дозволяє апроксимувати нелінійні залежності між вимірюваними параметрами енергосистеми та оптимальними управляючими діями.

Фізично-інформовані нейронні мережі (Physics-Informed Neural Networks, PINN) є перспективним підходом, що поєднує потужність машинного навчання з формальним знанням фізичних законів. Ключова перевага PINN для задач управління енергосистемами полягає у здатності забезпечувати фізично коректні результати за умов обмеженого обсягу навчальних даних – критично важлива властивість для аварійних та перехідних режимів, статистика яких у реальних системах завжди є недостатньою. PINN-підхід розвивається в задачах ідентифікації параметрів електричних мереж, моделювання теплообміну в парогенераторах і задачах теплового моніторингу конструкцій енергетичного обладнання. Методи нечіткої логіки знайшли широке застосування в управлінні як електроенергетичними, так і теплоенергетичними процесами завдяки здатності формалізувати лінгвістичний досвід операторів-диспетчерів та враховувати невизначеність технологічних параметрів. Нечіткий регулятор ефективно застосовується для регулювання напруги в розподільних мережах, управління режимами роботи котельних установок та когенераційних блоків.

Алгоритми машинного навчання набувають дедалі більшого поширення в задачах прогнозування режимів роботи енергосистем, класифікації аварійних ситуацій та оцінювання технічного стану обладнання. Ансамблеві методи демонструють особливу ефективність при роботі з різнорідними датасетами, характерними для сучасних SCADA/EMS-систем.

Суттєвою методологічною проблемою при розробці моделей прогнозування для енергосистем є розподільний зсув: моделі, навчені на даних одного сезону або режиму роботи системи, можуть демонструвати суттєве погіршення якості при зміні умов. Методи трансферного навчання та доменної адаптації пропонуються як підходи до подолання цієї проблеми, особливо актуальної при введенні нового генерувального обладнання або масштабній реконфігурації мережі.

Алгоритми навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning, RL) демонструють особливий потенціал для вирішення задач оптимального управління енергетичними системами в умовах динамічної невизначеності. Принцип дії RL відповідає природі диспетчерських задач: агент (система управління) взаємодіє з середовищем (енергосистема), отримуючи сигнали за досягнення цільових показників – мінімізацію витрат палива, скорочення втрат в мережах, підтримання якості електроенергії. Алгоритми глибокого RL (DRL) активно досліджуються для управління режимами роботи електроенергетичних і теплоенергетичних систем.

Прогнозування навантаження є фундаментальною задачею диспетчерського управління об'єднаною енергосистемою: від точності прогнозів залежить ефективність планування генерації, мінімізація небалансів між виробництвом і споживанням енергії, а також надійність функціонування всієї системи. Прогнозування електричного навантаження охоплює декілька часових горизонтів: ультракороткострокове (до 1 години, для регулювання частоти), короткострокове (добовий прогноз, для планування диспетчерського графіку), середньострокове (тиждень–місяць, для технічного планування) та довгострокове (рік і більше, для стратегічного планування розвитку мережі).

Сучасні ШІ-методи прогнозування комплексного електричного та теплового навантаження враховують: метеорологічні умови (температуру та вологість зовнішнього повітря, швидкість вітру, сонячну радіацію, хмарність); добові, тижневі та сезонні закономірності споживання; соціально-економічні показники та календарні чинники; дані про режими роботи великих промислових споживачів; прогнозний виробіток ВДЕ (вітрових і сонячних електростанцій). Принципово важливою методологічною вимогою є коректна валідація часових рядів: стандартні методи крос-валідації з випадковим розбиттям вибірки неприйнятні для прогностичних моделей, оскільки призводять до «витоку даних із майбутнього» і завищення оцінок точності. Для часових рядів необхідно застосовувати методи ковзного вікна або пряму крос-валідацію. Крім того, метрики типу RMSE (Root Mean Squared Error) і MAE (Mean Absolute Error) відображають статистичну точність, але не гарантують фізичної коректності – наприклад, дотримання обмежень за потужністю і балансових рівнянь.

Теплова електростанція (ТЕС) є складним багатопараметричним об'єктом управління, де основним завданням є одночасне забезпечення заданого електричного навантаження, підтримання параметрів пари в допустимих межах та мінімізація питомих витрат умовного палива. Нейромережеві оптимізатори процесу горіння отримують на вхід поточні значення технологічних параметрів (витрату пари, тиск і температуру перегрітої пари, вміст  $O_2$  у димових газах, температуру металу поверхонь нагрівання) та формують оптимальні уставки для регуляторів подачі палива і повітря.

Підхід Machine Learning Turbulence Closure (ML-TC) для моделювання процесів горіння дозволяє навчати нейронну мережу за результатами DNS-розрахунків (Direct Numerical Simulation) для апроксимації підсіткових напружень у моделях великих вихорів (LES), суттєво зменшуючи обчислювальні навантаження при збереженні прийнятної точності. У задачах управління викидами шкідливих речовин ( $NO_x$ ,  $SO_2$ ,  $CO_2$ ) методи ШІ застосовуються для оптимізації параметрів горіння з метою одночасного забезпечення максимального ККД та мінімальних викидів забруднювачів.

Задача економічного розподілу навантажень між агрегатами ТЕС або між електростанціями об'єднаної енергосистеми традиційно вирішується методами математичного програмування (метод рівних відносних приростів). Генетичні алгоритми та алгоритми рою частинок (PSO, Particle Swarm Optimization) дозволяють ефективно вирішувати цю задачу з урахуванням нелінійних характеристик обладнання, обмежень за потужністю, перетоками в мережі та динамічними обмеженнями на швидкість зміни навантаження.

Когенераційні установки (КГУ), що здійснюють комбіноване виробництво електричної та теплової енергії, є ключовим елементом підвищення енергетичної ефективності. Оптимізація режимів роботи КГУ є особливо складним завданням, оскільки потребує одночасного врахування поточного попиту на електричну та теплову енергію, цін на електроенергію на ринку, вартості палива та обмежень по режимах роботи обладнання. Методи RL демонструють значний потенціал для вирішення цієї задачі: агент навчається приймати оптимальні рішення щодо навантаження КГУ у реальному часі, максимізуючи економічний ефект від одночасного виробництва обох видів енергії.

Для когенераційних систем у поєднанні з акумуляторами теплової та електричної енергії задача оптимального управління набуває характеру задачі стохастичної оптимізації з горизонтом планування. Алгоритми Model Predictive Control (MPC), підсилені методами машинного навчання для ідентифікації моделей і прогнозування навантажень, забезпечують ефективне вирішення цієї задачі із скороченням операційних витрат на 10–18 % порівняно з традиційними алгоритмами диспетчеризації.

Концепція Smart Grid передбачає активне залучення споживачів до управління режимами енергосистеми через програми керування попитом (Demand Response, DR). ШІ-системи управління DR на основі алгоритмів RL навчаються оптимально координувати споживання гнучких навантажень (електромобілі, теплові насоси, промислові споживачі) і роботу накопичувачів енергії для вирівнювання графіка навантаження та зниження піків споживання. Мультиагентні системи ШІ забезпечують децентралізоване управління розподіленими ресурсами в мікромережах (мікрогрідах) без необхідності централізованого збору великих обсягів даних.

Виявлення аномальних режимів роботи енергосистеми є критично важливою задачею для забезпечення безпеки електропостачання. Алгоритми машинного навчання навчаються розпізнавати характерні патерни в телеметричних даних SCADA-систем, що передують виникненню аварійних ситуацій: перевантаженням ліній, порушенням стійкості, ушкодженням обладнання.

Противарійна автоматика на основі ШІ здатна в режимі реального часу виявляти загрозу порушення стійкості та формувати керуючі впливи – відключення навантаження, зміну уставок релейного захисту, управління для запобігання системних аварій. Принципово важливою вимогою є гарантований час реакції такої системи та механізм безпечного переходу до управління оператором у разі невизначеності – вимога, що безпосередньо закріплена в EU AI Act для систем ШІ в критичній інфраструктурі [2].

Предиктивне технічне обслуговування (Predictive Maintenance, PdM) є одним із найбільш економічно значущих та зрілих напрямів застосування ШІ в електроенергетиці та теплоенергетиці. Системи PdM базуються на безперервному моніторингу діагностичних сигналів – вібрацій, температури, хімічного складу мастил і газів – з метою виявлення дефектів на ранніх стадіях розвитку та планування ремонтів до виникнення відмов. Суттєвою методологічною проблемою є розподільний зсув: моделі PdM, навчені на даних конкретного типу обладнання або умов експлуатації, можуть демонструвати значне погіршення якості при перенесенні на інші об'єкти. Методи трансферного навчання та доменної адаптації пропонуються як підходи до подолання цієї проблеми. Перевірка відповідності результатів фізичним обмеженням – наприклад, неможливість генерації потужності понад номінальну або температури нижче температури кипіння теплоносія – є обов'язковим критерієм якості поряд зі статистичними метриками.

Концепція цифрового двійника (Digital Twin) є однією з найбільш перспективних парадигм інтеграції ШІ в управління енергетичними системами. Цифровий двійник електростанції або мережі – це динамічна цифрова модель, що постійно оновлюється на основі реальних вимірювань SCADA/PMU і здатна відтворювати поточний стан та прогнозувати майбутню поведінку об'єкта. Для

ISSN 2786-6025 Online

теплоелектростанції цифровий двійник охоплює всі основні підсистеми: паровий котел, турбогенератор, конденсатор, систему водопідготовки, а також зовнішні зв'язки (режими енергосистеми, умови охолодження).

Для електричних мереж цифровий двійник реалізується на основі детальної моделі мережі (схема заміщення, параметри ліній, трансформаторів, генераторів), що постійно ідентифікується за телеметричними даними. Інтеграція методів PINN у структуру цифрового двійника дозволяє забезпечити фізичну коректність моделі навіть у нетипових режимах, при неповноті вимірювань або в разі відмов датчиків. Цифровий двійник мережі є основою для реалізації функцій аналізу безпеки, прогнозування аварійних ситуацій та оцінювання ефективності заходів регулювання в режимі «що–якщо» (what-if analysis).

Системи централізованого тепlopостачання (СЦТ) являють собою складні розподілені теплогiдралічні системи, ефективно управління якими є невід'ємним елементом загальної системи управління комбінованим виробництвом і постачанням енергії. ШІ-системи управління СЦТ вирішують такі задачі: гiдралічне балансування теплових мереж з метою рівномірного розподілу теплоносія між споживачами; оптимізація температурного графіка залежно від температури зовнішнього повітря та прогнозованого теплового навантаження; управління підкачувальними насосними станціями для мінімізації витрат електроенергії на транспортування; прогнозування теплових втрат залежно від стану теплоізоляції та умов прокладання.

Оптимізація спільного управління когенераційними блоками і тепловими мережами дозволяє реалізувати концепцію Integrated Energy Hub – вузла, що одночасно управляє перетворенням, накопиченням і розподілом електричної та теплової енергії. Методи RL особливо ефективні для задачі оперативного управління Energy Hub в умовах мінливого попиту на обидва види енергії та змінних цін на електроенергію і паливо. Застосування нейромережевих систем управління тепловими мережами дозволяє знизити питомі витрати електроенергії на транспортування теплоносія на 15–22 %.

Прийнятий у 2024 році Регламент ЄС про штучний інтелект (Regulation (EU) 2024/1689) запроваджує ризик-орієнтований підхід до регулювання ШІ-систем і є обов'язковим для виконання всіма організаціями, що застосовують ШІ на ринку ЄС, включаючи підприємства, які прагнуть до інтеграції в Єдиний енергетичний ринок ЄС [2].

Для електроенергетики та теплоенергетики найбільш релевантними є вимоги до систем ШІ з високим рівнем ризику: згідно з Додатком III Регламенту, до цієї категорії відносяться ШІ-системи, що застосовуються в критичній інфраструктурі, – зокрема об'єкти виробництва, передачі та розподілу електроенергії і тепlopостачання.

До обов'язкових вимог до систем ШІ високого ризику у сфері енергетики відносяться: належне управління ризиками та їх мінімізація протягом усього життєвого циклу; висока якість та репрезентативність навчальних даних; ведення детальних журналів подій для забезпечення відстежуваності рішень; забезпечення прозорості та пояснюваності прийнятих рішень; впровадження ефективних механізмів людського нагляду; забезпечення надійності, кібербезпеки та точності. Регламент встановлює право постраждалих осіб отримувати «чіткі та повні пояснення» щодо ролі ШІ-системи в прийнятих рішеннях (Стаття 86) [2].

Інтерпретованість рішень є критично важливою вимогою для ШІ-систем управління критичною енергетичною інфраструктурою. Диспетчер енергосистеми повинен розуміти причину кожного рекомендованого управляючого впливу – відключення лінії, зміни навантаження на електростанцію, переключення в мережі – щоб нести відповідальність за прийняте рішення та мати можливість його коригувати. Модель, що залишається «чорною скринькою», не може застосовуватися як повноцінний інструмент управління і не відповідає вимогам EU AI Act [2].

Методи SHAP (SHapley Additive Explanations), LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations) та Grad-CAM дозволяють якісно оцінити вплив кожного вхідного параметра на результат моделювання. Для систем прогнозування навантаження ШІ дозволяє встановити, яким саме параметрам (температура повітря, день тижня, ціна на електроенергію) модель надає найбільшу вагу при формуванні прогнозу. Для систем діагностики обладнання – який саме діагностичний параметр найбільшою мірою вказує на розвиток конкретного дефекту. Такий підхід підвищує рівень довіри технічного персоналу до ШІ-систем і відповідає вимогам принципу прозорості, закріпленим в Оновлених Рекомендаціях Єврокомісії [10].

Оновлені Рекомендації Єврокомісії з етичного використання ШІ [10] визначають п'ять ключових принципів, що мають пряме відношення до застосування ШІ в управлінні електроенергетичними та теплоенергетичними системами:

– забезпечення обов'язкового людського нагляду над рішеннями ШІ-систем управління критичною інфраструктурою; недопущення повної автоматизації процесів, що впливають на безпеку персоналу і споживачів; забезпечення права диспетчера на відміну будь-якого рекомендованого ШІ управляючого впливу;

– рівний доступ різних підприємств та споживачів до переваг ШІ-технологій в енергетиці; недопущення дискримінаційних наслідків при автоматизованому розподілі ресурсів та управлінні попитом; прозоре та обґрунтоване формування тарифних рішень на основі ШІ-систем;

ISSN 2786-6025 Online

– систематична верифікація ШІ-моделей, включаючи перевірку відповідності фізичним законам Кірхгофа та термодинаміки; регулярний незалежний аудит систем; прозоре документування обмежень і сценаріїв, у яких система може давати недостовірні результати;

– коректне документування методів ШІ в технічній та науковій документації; декларування використання генеративних ШІ-інструментів при підготовці публікацій; критичне ставлення до результатів LLM (Large Language Model), що можуть містити «галюцинації» та фактично хибну технічну інформацію;

– використання фактичних даних, незалежних оцінок та прозорих критеріїв при прийнятті рішень про впровадження ШІ-рішень в енергетичну інфраструктуру; включення всіх зацікавлених сторін – операторів, споживачів, регуляторних органів – у процес прийняття таких рішень.

Застосування ШІ в системах управління об'єктами критичної енергетичної інфраструктури висуває принципово нові вимоги до надійності та кібербезпеки. Атаки на ШІ-системи можуть реалізовуватися через «змагальні приклади» (adversarial examples) – спеціально підібрані збурення вхідних даних (фальсифікація телеметрії від PMU/SCADA), що призводять до кардинально хибних прогнозів або рекомендацій системи управління. У контексті управління режимом енергосистеми або роботою турбогенератора такий сценарій може мати катастрофічні наслідки – від порушення стійкості до системної аварії.

EU AI Act зобов'язує забезпечити «відповідний рівень надійності, кібербезпеки та точності» для систем ШІ у критичній інфраструктурі [2]. Це означає необхідність проектування ШІ-систем управління енергетикою із закладеними механізмами: стійкості до аномальних і фальсифікованих вхідних даних; автоматичного виявлення відхилень від нормальних режимів роботи; гарантованого переходу до безпечних режимів або до ручного управління оператором у разі виявлення несправностей або кібератак. Вимоги EU Cybersecurity Act [11] і Cyber Resilience Act [12] формують додатковий регуляторний контекст для розробників ШІ-систем в енергетиці.

Аналіз результатів впровадження ШІ-систем на підприємствах електроенергетики та теплоенергетики України і країн Євросоюзу дозволяє виявити такі закономірності. Впровадження нейромережових оптимізаторів режиму горіння на котельних установках і блоках ТЕС потужністю понад 50 МВт забезпечує зниження питомих витрат умовного палива на 8–15 % при одночасному зменшенні викидів  $\text{NO}_x$  на 10–18 %. Системи інтелектуального управління потоками потужності в розподільних мережах з розподіленою генерацією забезпечують скорочення втрат електроенергії на 5–12 % порівняно з традиційними алгоритмами управління.

Системи предиктивного технічного обслуговування, впроваджені на генерувальних об'єктах і підстанціях, дозволяють скоротити кількість позапланових зупинок обладнання на 35–50 % та знизити загальні витрати на технічне обслуговування на 20–30 %. Середній термін окупності таких систем при потужності генерувального об'єкта понад 100 МВт становить 1,5 – 3 роки. Інтелектуальні системи прогнозування навантаження, впроваджені в диспетчерських центрах, забезпечують точність добового прогнозу 95–98 %, що дозволяє оптимізувати диспетчерський графік і знизити вартість балансування енергосистеми.

Комплексне впровадження ІІТ-технологій у систему управління інтегрованою електричною та тепловою енергетичною компанією (оптимізація горіння, управління мережами, предиктивна діагностика, управління системою теплопостачання) забезпечує сукупну економію операційних витрат на рівні 12–20 %. Для системи когенерації з оптимізацією спільного виробництва електричної та теплової енергії економічний ефект від застосування RL-алгоритмів диспетчеризації досягає 10–18 % зниження витрат на паливо.

Незважаючи на очевидні переваги, впровадження ІІТ в управлінні процесами генерації, розподілу та регулювання електричної й теплової енергії супроводжується низкою технічних, організаційних, фінансових та регуляторних перешкод.

До ключових технічних бар'єрів належать: недостатня якість та повнота даних унаслідок зношеності вимірювальної інфраструктури і систем SCADA; проблема розподільного зсуву при перенесенні ІІТ-моделей між різними об'єктами та режимами роботи; необхідність дотримання жорстких вимог до часу реакції систем управління реального часу (ультракороткострокове регулювання частоти потребує відповіді в межах мілісекунд); відсутність стандартизованих протоколів валідації ІІТ-моделей для енергетичних застосувань; проблеми сумісності нових ІІТ-рішень з успадкованими системами SCADA/EMS/DMS.

Серед організаційних і регуляторних бар'єрів слід виокремити: дефіцит фахівців, що поєднують компетенції у релейному захисті, диспетчерському управлінні та методах ІІТ; консерватизм технічного персоналу стосовно алгоритмів «чорної скриньки»; відсутність в Україні нормативно-правової бази щодо сертифікації та ліцензування ІІТ-систем для застосування в об'єктах критичної енергетичної інфраструктури; необхідність адаптації вітчизняних підприємств до вимог EU AI Act і GDPR (General Data Protection Regulation) в рамках євроінтеграційного курсу [2, 10]. Відповідно до звіту JRC «Generative AI Outlook Report» (2025) [13], фахівці сфери енергетики перебувають серед професій, що найбільш активно взаємодіють із ІІТ-технологіями, що зумовлює нагальну потребу в системній ІІТ-грамотності інженерних кадрів галузі.

ISSN 2786-6025 Online

Перспективи розвитку ШІ в управлінні процесами генерації, розподілу та регулювання енергії визначаються загальними тенденціями цифровізації та декарбонізації енергетичного сектору і досягненнями в галузі обчислювальних технологій.

По-перше, розвиток концепції інтегрованого цифрового двійника електроенергетичної та теплоенергетичної системи на основі поєднання PINN, методів машинного навчання та даних синхронізованих вимірювань (PMU) є ключовою парадигмою для майбутнього управління енергетичними системами. Такий двійник забезпечить можливість проведення аналізу безпеки і оцінювання стійкості в режимі реального часу. По-друге, розробка ШІ-методів, адаптованих до специфіки енергетичних задач – інтерпретація рішень систем управління потоками потужності, диспетчеризації когенерації, регулювання частоти – що забезпечить відповідність вимогам EU AI Act та підвищить довіру операторів [2, 10].

По-третє, розробка мультиагентних RL-систем для децентралізованого управління Smart Grid в умовах масштабного поширення ВДЕ, активних споживачів і накопичувачів енергії – без порушення конфіденційності даних учасників ринку (Federated Reinforcement Learning). По-четверте, адаптація підприємств електроенергетики та теплоенергетики України до вимог EU AI Act для систем ШІ класу «високий ризик» у критичній інфраструктурі, що є необхідною умовою інтеграції в Єдиний енергетичний ринок ЄС [2]. По-п'яте, формування системи підготовки фахівців нового покоління з цифрової енергетики, що поєднують глибокі знання електроенергетики та теплоенергетики, методів ШІ і розуміння етико-правових засад застосування ШІ в критичній інфраструктурі.

**Висновки.** У статті систематизовано та проаналізовано сучасні підходи до застосування методів штучного інтелекту в управлінні процесами генерації, розподілу та регулювання електричної й теплової енергії з урахуванням технічних, методологічних та етико-правових аспектів. Показано, що методи ШІ – нейронні мережі, PINN, нечітка логіка, алгоритми машинного навчання, навчання з підкріпленням та еволюційні методи – надають потужний інструментарій для вирішення широкого кола задач сучасної енергетики: прогнозування комплексного електричного та теплового навантаження, оптимізації режимів роботи ТЕС і когенераційних установок, управління потоками потужності та регулювання частоти і напруги в Smart Grid, предиктивної діагностики та реалізації цифрових двійників.

Аналіз практичних результатів впровадження ШІ-систем засвідчує їхню суттєву ефективність: зниження питомих витрат палива на 8–15 %, скорочення втрат в електричних мережах на 5–12 %, зменшення витрат на технічне обслуговування на 20–30 % та підвищення надійності енергопостачання.

Водночас електроенергетичні та теплоенергетичні системи як критична інфраструктура підпадають під дію EU AI Act (Regulation (EU) 2024/1689), що встановлює обов'язкові вимоги до управління ризиками, пояснюваності алгоритмів, якості даних та людського нагляду.

Ключовими методологічними викликами залишаються проблеми коректної валідації часових рядів, розподільного зсуву, забезпечення фізичної коректності результатів через PINN-підходи, кібербезпеки та інтерпретованості рішень за допомогою ШІ-методів.

Перспективними напрямками подальших досліджень є: розробка інтегрованих цифрових двійників енергетичних систем на основі PINN і синхронізованих вимірювань; розвиток методів мультиагентного RL для децентралізованого управління Smart Grid; адаптація підприємств галузі до вимог EU AI Act; формування стандартизованих протоколів валідації ШІ-моделей для застосувань у критичній енергетичній інфраструктурі; підготовка міждисциплінарних фахівців з цифрової енергетики.

#### Література:

1. International Energy Agency (IEA). Digitalisation and Energy. Paris: IEA Publications, 2023. 188 p. URL: <https://www.iea.org/reports/digitalisation-and-energy>.
2. European Data Protection Supervisor, (2025) AI Act Regulation (EU) 2024/1689 : Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council of 13 June 2024 laying down harmonised rules on artificial intelligence and amending Regulations (EC) No 300/2008, (EU) No 167/2013, (EU) No 168/2013, (EU) 2018/858, (EU) 2018/1139 and (EU) 2019/2144 and Directives 2014/90/EU, (EU) 2016/797 and (EU) 2020/1828 (Artificial Intelligence Act) (Text with EEA relevance). Publications Office of the European Union. <https://data.europa.eu/doi/10.2804/4225375>.
3. Khalid, S., Hwang, H., & Kim, H. S. (2021). Real-World Data-Driven Machine-Learning-Based Optimal Sensor Selection Approach for Equipment Fault Detection in a Thermal Power Plant. *Mathematics*, 9(21), 2814. <https://doi.org/10.3390/math9212814>
4. Chekifi, Tawfiq & Boukraa, Moustafa & Benmoussa, Amine. (2024). Artificial Intelligence for Thermal Energy Storage Enhancement: A Comprehensive Review. *Journal of Energy Resources Technology*. 146. 1-29. 10.1115/1.4065197.
5. Devasenan, Madhesh & Madhavan, Saritha. (2024). Thermal intelligence: exploring AI's role in optimizing thermal systems – a review. *Interactions*. 245. 10.1007/s10751-024-02122-6.
6. Olabi, A. G., Abdelghafar, A. A., Maghrabie, H. M., Sayed, E. T., Rezk, H., Radi, M. A., Obaideen, K., & Abdelkareem, M. A. (2023). Application of artificial intelligence for prediction, optimization, and control of thermal energy storage systems. *Thermal Science and Engineering Progress*, 39, Article 101730. <https://doi.org/10.1016/j.tsep.2023.101730>
7. Safari, A., Daneshvar, M., & Anvari-Moghaddam, A. (2024). Energy Intelligence: A Systematic Review of Artificial Intelligence for Energy Management. *Applied Sciences*, 14(23), 11112. <https://doi.org/10.3390/app142311112>
8. Ukoba, K., Olatunji, K. O., Adeoye, E., Jen, T.-C., & Madyira, D. M. (2024). Optimizing renewable energy systems through artificial intelligence: Review and futureprospects. *Energy &*

ISSN 2786-6025 Online

*Environment*, 35(7), 3833-3879. <https://doi.org/10.1177/0958305X241256293> (Original work published 2024)

9. Zhu, Wenqian. (2019). Intelligent Construction and Management of Thermal Power Plant Based on Internet + Mode. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. 252. 032068. 10.1088/1755-1315/252/3/032068.

10. European Commission, Directorate-General for Education, Youth, Sport and Culture, (2026) Guidelines on the ethical use of artificial intelligence and data in teaching and learning for educators. Publications Office of the European Union. <https://data.europa.eu/doi/10.2766/7967834>.

11. Regulation (EU) 2019/881 of the European Parliament and of the Council of 17 April 2019 on ENISA (the European Union Agency for Cybersecurity) and on information and communications technology cybersecurity certification and repealing Regulation (EU) No 526/2013 (Cybersecurity Act), OJ L 151, 7.6.2019, p. 15–69.

12. Regulation (EU) 2024/2847 of the European Parliament and of the Council of 23 October 2024 on horizontal cybersecurity requirements for products with digital elements and amending Regulation (EU) 2019/1020 (Cyber Resilience Act), OJ L 2024/2847, 11.12.2024 .

13. Abendroth Dias, K., Arias Cabarcos, P., Bacco, F.M., Bassani, E., Bertolotti, A. et al., Generative AI Outlook Report - Exploring the Intersection of Technology, Society and Policy, Navajas Cawood, E., Vespe, M., Kotsev, A. And Van Bavel, R. (editors), Publications Office of the European Union, Luxembourg, 2025, <https://data.europa.eu/doi/10.2760/1109679> (online), 10.2760/0991238 (print), JRC142598.

### References:

1. International Energy Agency (IEA). Digitalisation and Energy. Paris: IEA Publications, 2023. 188 p. URL: <https://www.iea.org/reports/digitalisation-and-energy>.

2. European Data Protection Supervisor, (2025) AI Act Regulation (EU) 2024/1689 : Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council of 13 June 2024 laying down harmonised rules on artificial intelligence and amending Regulations (EC) No 300/2008, (EU) No 167/2013, (EU) No 168/2013, (EU) 2018/858, (EU) 2018/1139 and (EU) 2019/2144 and Directives 2014/90/EU, (EU) 2016/797 and (EU) 2020/1828 (Artificial Intelligence Act) (Text with EEA relevance). Publications Office of the European Union. <https://data.europa.eu/doi/10.2804/4225375>.

3. Khalid, S., Hwang, H., & Kim, H. S. (2021). Real-World Data-Driven Machine-Learning-Based Optimal Sensor Selection Approach for Equipment Fault Detection in a Thermal Power Plant. *Mathematics*, 9(21), 2814. <https://doi.org/10.3390/math9212814>

4. Chekifi, Tawfiq & Boukraa, Moustafa & Benmoussa, Amine. (2024). Artificial Intelligence for Thermal Energy Storage Enhancement: A Comprehensive Review. *Journal of Energy Resources Technology*. 146. 1-29. 10.1115/1.4065197.

5. Devasenan, Madhesh & Madhavan, Saritha. (2024). Thermal intelligence: exploring AI's role in optimizing thermal systems – a review. *Interactions*. 245. 10.1007/s10751-024-02122-6.

6. Olabi, A. G., Abdelghafar, A. A., Maghrabie, H. M., Sayed, E. T., Rezk, H., Radi, M. A., Obaideen, K., & Abdelkareem, M. A. (2023). Application of artificial intelligence for prediction, optimization, and control of thermal energy storage systems. *Thermal Science and Engineering Progress*, 39, Article 101730. <https://doi.org/10.1016/j.tsep.2023.101730>

7. Safari, A., Daneshvar, M., & Anvari-Moghaddam, A. (2024). Energy Intelligence: A Systematic Review of Artificial Intelligence for Energy Management. *Applied Sciences*, 14(23), 11112. <https://doi.org/10.3390/app142311112>

8. Ukoba, K., Olatunji, K. O., Adeoye, E., Jen, T.-C., & Madyira, D. M. (2024). Optimizing renewable energy systems through artificial intelligence: Review and futureprospects. *Energy & Environment*, 35(7), 3833-3879. <https://doi.org/10.1177/0958305X241256293> (Original work published 2024)

9. Zhu, Wenqian. (2019). Intelligent Construction and Management of Thermal Power Plant Based on Internet + Mode. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. 252. 032068. 10.1088/1755-1315/252/3/032068.

10. European Commission, Directorate-General for Education, Youth, Sport and Culture, (2026) Guidelines on the ethical use of artificial intelligence and data in teaching and learning for educators. Publications Office of the European Union. <https://data.europa.eu/doi/10.2766/7967834>.

11. Regulation (EU) 2019/881 of the European Parliament and of the Council of 17 April 2019 on ENISA (the European Union Agency for Cybersecurity) and on information and communications technology cybersecurity certification and repealing Regulation (EU) No 526/2013 (Cybersecurity Act), OJ L 151, 7.6.2019, p. 15–69.

12. Regulation (EU) 2024/2847 of the European Parliament and of the Council of 23 October 2024 on horizontal cybersecurity requirements for products with digital elements and amending Regulation (EU) 2019/1020 (Cyber Resilience Act), OJ L 2024/2847, 11.12.2024 .

13. Abendroth Dias, K., Arias Cabarcos, P., Bacco, F.M., Bassani, E., Bertoletti, A. et al., Generative AI Outlook Report - Exploring the Intersection of Technology, Society and Policy, Navajas Cawood, E., Vespe, M., Kotsev, A. And Van Bavel, R. (editors), Publications Office of the European Union, Luxembourg, 2025, <https://data.europa.eu/doi/10.2760/1109679> (online), 10.2760 /0991238 (print), JRC142598.

*Дата першого надходження статті до видання: 30.03.2026*

*Дата прийняття статті до друку після рецензування: 15.04.2026*